

NORMA ELIZABET ORUÉ

**ESTIMATIVA DE VOLUME DE POVOAMENTOS DE *PINUS SPP.*
UTILIZANDO DADOS DO SATÉLITE LANDSAT 7**

Dissertação apresentada como requisito parcial
à obtenção do grau de Mestre em Ciências
Florestais, Programa de Pós-Graduação em
Engenharia Florestal, Setor de Ciências
Agrárias, Universidade Federal do Paraná.

Orientador: Prof. Dr. Julio Eduardo Arce

CURITIBA

2002



Universidade Federal do Paraná
Setor de Ciências Agrárias – Centro de Ciências Florestais e da Madeira
Programa de Pós-Graduação em Engenharia Florestal
Av. Lothário Meissner, 3400 – Jardim Botânico – CAMPUS III
80210-170 - CURITIBA - Paraná
Tel. (41) 360.4212 - Fax. (41) 360.4211 - <http://www.floresta.ufpr.br/pos-graduacao>
e-mail: pinheiro@floresta.ufpr.br

PARECER

Defesa nº 474

A banca examinadora, instituída pelo colegiado do Curso de Pós-Graduação em Engenharia Florestal, do Setor de Ciências Agrárias, da Universidade Federal do Paraná, após arguir a mestranda *NORMA ELIZABET ORUÉ* em relação ao seu trabalho de dissertação intitulado “ESTIMATIVA DE VOLUME DE POVOAMENTOS DE *Pinus* spp UTILIZANDO DADOS DO SATÉLITE LANDSAT 7”, é de parecer favorável à **APROVAÇÃO** da acadêmica, habilitando-a ao título de *Mestre em Ciências Florestais*, na área de concentração em *Manejo Florestal*.

Dr. Julio Eduardo Arce

Professor e pesquisador do Departamento de Ciências Florestais da UFPR
Orientador e presidente da banca examinadora

Dr. Edson Aparecido Mitishita

Professor e pesquisador do Departamento de Geomática da UFPR
Primeiro examinador

Dr. Nelson Carlos Rosot

Professor e pesquisador do Departamento de Ciências Florestais da UFPR
Segundo examinador

Curitiba, 10 de maio de 2002.

Nivaldo Eduardo Rizzi

Coordenador do Curso de Pós-Graduação em Engenharia Florestal

Franklin Galvão

Vice-coordenador

AGRADECIMENTOS

- Gostaria de agradecer ao Prof. Dr. Julio Eduardo Arce pela orientação e as valiosas recomendações, e especialmente pela confiança depositada em meu trabalho.
- Quero agradecer também a minha co-orientadora e amiga a Prof. Msc. Fidelina Silva pelo seu permanente apoio e disponibilidade.
- Agradeço à Prof. Malena Asrur por suas valiosas sugestões e ajuda especialmente na área de sensoriamento remoto.
- Agradeço ao Professor Dr. Jorge Silva Centeno pelos esclarecimentos brindados em diversos tópicos de sensoriamento remoto.
- Meus agradecimentos ao amigo e Prof. Msc. Ramón Alejandro Friedl por suas grandes contribuições na revisão da versão final deste trabalho.
- Ao Curso de Pós Graduação em Engenharia Florestal pela oportunidade de realizar o mestrado e ampliar meus conhecimentos.
- Aos professores Franklin Galvão, Yoshiko Kuniyoshi e Carlos Vellozo Roderjan por seu exemplo no compromisso e dedicação ao ensino, e por demonstrar que o trabalho em equipe é sempre uma celebração.
- Ao amigo Daniel Muñoz, da empresa Toll Maderas S.R.L, e à empresa por ter permitido a utilização de seus dados de inventário; sem sua colaboração não teria sido possível executar este trabalho.
- À *Comisión Nacional de Estudios Espaciales de Argentina* (CONAE) pela imagem cedida , aporte sumamente valioso para o desenvolvimento do presente estudo .
- Ao Senhor Juan Solari do *Ministerio de Ecología y R.N.R. de la provincia de Misiones*, pelo recorte de imagem outorgado.
- Agradecimentos especiais aos amigos Fábio e Akiko por seu afeto e incentivo, nos momentos difíceis, e por seu permanente apoio.
- À Nazaré por suas sugestões e amizade.
- Aos colegas Ana Paula, Dennis, Eduardo, Rubens, Regina, Shirley e Valmir.
- E, especialmente, a meu companheiro Marcelo e a minha filha Maiten, sem seu amor e infinita compreensão isto não teria sido possível.

BIOGRAFIA DA AUTORA

Norma Elizabet Orué, filha de Angélica Garcia e de Amado Orué, nasceu em *Puerto Piray, Misiones, Argentina* a 22 de junho de 1963.

Concluiu o 1º grau no *Colegio San José* e o 2º grau na *Escola Nacional de Comercio*, ambos em *Eldorado, Misiones*.

Em 1981, iniciou o Curso de Engenharia Florestal na *Facultad de Ciencias Forestales de la Universidad Nacional de Misiones*, graduando-se em 1989.

Foi jefe de trabalhos práticos da disciplina de *Dasometría* na *Facultad de Ciencias Forestales de la UnaM* entre abril e setembro de 1990, e docente no *Centro Tecnológico de la Madera* entre junho de 1992 e fevereiro de 1994. Participou nos projetos de investigação: *Mapa Forestal de la Provincia de Misiones*, durante o primeiro semestre de 1986; *Análisis económico de la Silvicultura Urbana*, desde outubro de 1989 a junho de 1990 e *Leña: Producción y Tecnología*, entre novembro de 1991 e dezembro de 1993. Foi membro do equipe do *Programa Inventario Forestal de la Provincia de Misiones* do *Ministerio de Ecología y Recursos Naturales Renovables*, especificamente no *Relevamiento de Usos de la Tierra* dos *Departamentos de Iguazú e Montecarlo* utilizando imagens satelitais, durante março de 1994 e dezembro de 1995. Foi técnica do *Área de Planeamiento Forestal de la Empresa Alto Paraná S. A. - Pto. Esperanza - Misiones* - desde maio a outubro de 1998. Foi técnica assessora no *Programa Cambio Rural* entre setembro de 1996 e dezembro de 1999.

Em abril de 1999 deu início ao Curso de Pós-Graduação em Engenharia Florestal, na Universidade Federal do Paraná, concluindo os créditos obrigatórios ao final desse ano.

SUMÁRIO

AGRADECIMENTOS	i
BIOGRAFIA DA AUTORA	ii
SUMÁRIO	iii
LISTA DE QUADROS E TABELAS	v
LISTA DE FIGURAS	vi
LISTA DE SIGLAS	vii
RESUMO	viii
ABSTRACT	ix
1 INTRODUÇÃO	1
1.1 JUSTIFICATIVA	2
1.2 OBJETIVOS	3
2 REVISÃO DA LITERATURA	4
2.1 SENSORIAMENTO REMOTO	4
2.1.1 Relação entre os Valores Espectrais das Diferentes Bandas e as Variáveis Dendrométricas	4
2.1.2 Estudos em Povoamentos Florestais	5
2.1.3 Tamanho e Extração das Amostras	7
2.1.4 Diferença de Resolução Espacial	9
2.1 PROCESSAMENTO DE IMAGENS	10
2.2.1 Correções Radiométricas	10
2.2.1.1 Calibração radiométrica	11
2.2.1.1.1 Calibração radiométrica de sistemas sensores	12
2.2.1.1.2 Conversão a radiância	14
2.2.1.2 Conversão a refletância	15
2.2.1.3 Correção atmosférica	17
2.2.2 Correção Geométrica	18
2.2.3 Medição de Textura	19
2.2.3.1 Métodos de análise de informação textural	21
2.2.3.2 A Matriz de Co-ocorrência de Níveis de Cinza (MCNC)	21
2.2.3.3 Aplicação da textura a estudos da área florestal	23
2.2.4 Classificação de imagens	26
2.2.4.1 Classificação multivariada usando imagens de textura	27
2.2.4.2 Avaliação do Desempenho da Classificação	28
3 MATERIAL E MÉTODOS	31
3.1 LOCALIZAÇÃO DA ÁREA DE ESTUDO	31
3.2 PRODUTOS UTILIZADOS	33
3.3 METODOLOGIA	34
3.3.1 Recompilação e Análise dos Dados de Campo	34
3.3.2 Elaboração do Sistema de Informação Geográfica	35
3.3.3 Pré-Processamento das Imagens	36
3.3.4 Medição de Textura	37
3.3.4.1 Seleção da banda	37
3.3.4.2 Seleção dos descritores	37
3.3.4.2.1 Definição dos parâmetros da MCNC	39
3.3.5 Classificações das Imagens	41
3.3.5.1 Seleção da amostra	41

3.3.5.2 Seleção da melhor combinação de bandas	43
3.3.5.3 Avaliação do Desempenho das Classificações	46
3.3.6 Correlação	46
3.3.7 Estimativa do volume por análise de regressão	46
4 RESULTADOS E DISCUSSÃO	50
4.1 ANÁLISES DOS DADOS DE CAMPO	50
4.2 RESULTADOS DAS CLASSIFICAÇÕES	51
4.3 ANÁLISE DE CORRELAÇÃO	71
4.3.1 Análise dos Dados Digitais das Imagens	71
4.3.2 Relação entre as variáveis digitais	72
4.3.3 Relação entre as variáveis dendrométricas e variáveis digitais	73
4.4 ESTIMATIVA DO VOLUME – ANÁLISE DE REGRESSÃO	78
4.4.1 Regressão linear simples	78
4.4.2 Análise de Regressão múltipla	78
5 CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES.....	82
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	85
ANEXO 1 - MATRIZES DE CONFUSÃO DAS CLASSIFICAÇÕES	
TESTADAS.....	91
ANEXO 2 - CARACTERÍSTICAS DENDROMÉTRICAS DOS TALHÕES ...	102

LISTA DE QUADROS E TABELAS

QUADRO 1 - CLASSIFICAÇÕES REALIZADAS A PARTIR DAS IMAGENS ESPECTRAL E ESPECTRAL-TEXTURAL (de 15 e 30m de resolução).....	45
TABELA 1 - BANDAS ESPECTRAIS DO TM E ETM+.....	11
TABELA 2 - INTERVALO DE RADIANCIA ESPECTRAL DO ETM+	15
TABELA 3 - VALORES DE IRRADIÂNCIA SOLAR ESPECTRAL PARA ETM+.....	17
TABELA 4 - INDICE DO COEFICIENTE KAPPA E O CORRESPONDENTE CONCEITO DO DESEMPENHO DA CLASSIFICAÇÃO	30
TABELA 5 - VALORES MÉDIOS DAS VARIÁVEIS DENDROMÉTRICAS DO INVENTÁRIO FLORESTAL UTILIZADAS (69 TALHÕES).....	35
TABELA 6 - VALOR MÉDIO DO ÍNDICE DE DIVERGENCIA TRANSFORMADA PARA DIFERENTES TAMANHO DE JANELA DA MCNC	40
TABELA 7 - NÚMERO DE TALHÕES, E ESTATÍSTICAS DESCRITIVAS DE CADA CLASSE DE VOLUME	42
TABELA 8 - ANÁLISE DE VARIÂNCIA PARA AS CLASSES DE VOLUME	42
TABELA 9 - NÚMERO DE TALHÕES E PIXELS* USADOS PARA TREINAMENTO E AVALIAÇÃO DAS CLASSIFICAÇÕES EM 4 CLASSES DE VOLUME	43
TABELA 10 - NÚMERO DE TALHÕES E PIXELS* USADOS PARA TREINAMENTO E AVALIAÇÃO DAS CLASSIFICAÇÕES EM 2 CLASSES DE VOLUME	43
TABELA 11 - COEFICIENTES DE CORRELAÇÃO ENTRE AS VARIÁVEIS DENDROMÉTRICAS (N = 67)	50
TABELA 12 - CARACTERÍSTICAS E DENOMINAÇÃO DAS CLASSIFICAÇÕES TESTADAS (4 CLASSES DE VOLUME)	54
TABELA 13 - VALORES DE DESEMPENHO MÉDIO, COEFICIENTE KAPPA, E PERCENTAGEM DE CLASSIFICAÇÕES CORRETAS PARA CADA CLASSES (4 CLASSES DE VOLUME)	55
TABELA 14 - CARACTERÍSTICAS E DENOMINAÇÃO DAS CLASSIFICAÇÕES TESTADAS (2 CLASSES DE VOLUME)	66
TABELA 15 - VALORES DE DESEMPENHO MEDIO, COEFICIENTE KAPPA, E PERCENTAGEM DE CLASSIFICAÇÕES CORRETAS DAS CLASSES (2 CLASSES DE VOLUME)	67
TABELA 16 - VALORES MÉDIO, DESVIO PADRÃO, MÁXIMO E MÍNIMO, E INTERVALO DA REFLETÂNCIA DAS BANDAS 1-8 PARA OS TALHÕES DA ÁREA DE ESTUDO	71
TABELA 17 - CORRELAÇÃO DOS VALORES DE REFLECTANCIA DAS BANDAS 1 A 8 ETM E AS BANDAS DE TEXTURA ORIGINADAS A PARTIR DA BANDA PANCROMÁTICA	72
TABELA 18 - CORRELAÇÃO ENTRE OS PARÂMETROS DOS TALHÕES E OS VALORES DIGITAIS	74
TABELA 19 - RESUMO DA REGRESSÃO LINEAR DO VOLUME E REFLETÂNCIA DE ETM4	78
TABELA 20 - RESUMO DO STEPWISE.....	81

LISTA DE FIGURAS

FIGURA 1 -	LOCALIZAÇÃO DA ÁREA DE ESTUDO NA PROVÍNCIA DE MISIONES	32
FIGURA 2 -	CARACTERÍSTICAS DAS CLASSES 1 A 4 (COMPOSIÇÃO 4R/5G/3B, PIXEL 30M).....	42
FIGURA 3 -	FLUXOGRAMA DA METODOLOGIA UTILIZADA.....	49
FIGURA 4 -	ARQUIVO VETORIAL DOS TALHÕES, SOBREPOSTO À COMPOSIÇÃO COLORIDA 4R/5G/3B	51
FIGURA 5 -	BANDAS TEXTURAIS GERADAS A PARTIR DA BANDA PAN	52
FIGURA 6 -	DESEMPENHO DA CLASSE 1 NAS CLASSIFICAÇÕES, ESPECTRAL (ESP2), DE TEXTURA E ESPECTRAL-TEXTURAL.....	56
FIGURA 7 -	DESEMPENHO DA CLASSE 2 NAS CLASSIFICAÇÕES, ESPECTRAL (ESP2), DE TEXTURA E ESPECTRAL-TEXTURAL	57
FIGURA 8 -	DESEMPENHO DA CLASSE 3 NAS CLASSIFICAÇÕES, ESPECTRAL (ESP2), DE TEXTURA E ESPECTRAL-TEXTURAL	58
FIGURA 9 -	DESEMPENHO DA CLASSE 4 NAS CLASSIFICAÇÕES, ESPECTRAL (ESP2), DE TEXTURA E ESPECTRAL-TEXTURAL	59
FIGURA 10 -	DESEMPENHOS DAS CLASSES 1-4, UTILIZANDO A INFORMAÇÃO TEXTURAL A PARTIR DAS BANDAS PAN, FALSA PAN E ETM4	60
FIGURA 11 -	SUPERPOSIÇÃO DO MAPA DE TALHÕES E DAS IMAGENS CLASSIFICADAS ESP2, ESPTX4 E ESPTX4IR SOBRE A COMPOSIÇÃO COLORIDA 3R/4G/5B.....	61
FIGURA 12 -	SUPERPOSIÇÃO DO MAPA DE TALHÕES E DAS IMAGENS CLASSIFICADAS ESP2, ESPTX1 E EPTX1IR SOBRE A COMPOSIÇÃO COLORIDA 3R/4G/5B.....	63
FIGURA 13 -	SUPERPOSIÇÃO DO MAPA DE TALHÕES E DAS IMAGENS CLASSIFICADAS ESP2, ESPTX6 E EPTX6IR SOBRE A COMPOSIÇÃO COLORIDA 3R/4G/5B.....	64
FIGURA 14 -	SUPERPOSIÇÃO DO MAPA DE TALHÕES E DAS IMAGENS CLASSIFICADAS ESP2, ESPTX3 E EPTX3IR SOBRE A COMPOSIÇÃO COLORIDA 3R/4G/5B.....	65
FIGURA 15 -	SUPERPOSIÇÃO DO MAPA DE TALHÕES E DAS IMAGENS CLASSIFICADAS ESPB, ESPTXA E EPTXC SOBRE A COMPOSIÇÃO COLORIDA 3R/4G/5B.....	69
FIGURA 16 -	DESEMPENHOS DAS CLASSES A E B, UTILIZANDO A INFORMAÇÃO TEXTURAL A PARTIR DAS BANDAS PAN, FALSA PAN E ETM4	70
FIGURA 17 -	REGRESSÃO LINEAR ENTRE VOLUME COMO VARIÁVEL DEPENDENTE E VALOR DE REFLETÂNCIA DA BANDA 4 (ETM4) COMO VARIÁVEL INDEPENDENTE	79
FIGURA 18 -	DISPERSÃO DOS RESÍDUOS	79
FIGURA 19 -	VALORES DE VOLUME OBSERVADOS E ESTIMADOS A PARTIR DA FUNÇÃO: $VOL = -389,8 + 3950,04 \cdot ETM4$ (N=24).....	80

LISTA DE SIGLAS

ATM	- Airborne Thematic Mapper
CASI	- Compact Airborne Spectrographic Imager
Con	- Contraste
CONAE	- Comisión Nacional de Actividades Espaciales
Cor	- Correlação
DA	- Diferencia Agregada
DAP	- Diâmetro a altura do peito
Dis	- Dissimilaridade
DT	- Divergência Transformada
Ent	- Entropia
EOS	- Sistema de Observação da Terra
ETM+	- Enhanced Thematic Mapper Plus
FASC	- Calibrador Solar de Abertura Total
GPS	- Global Positional System
Hom	- Homogeneidade
HRV	- High Resolution Visible
IAD	- Ion Assisted Deposition
IAS	- Sistema de Avaliação de Imagens
IC	- Calibrador Interno
IRS	- Indian Remote Sensing Satellite
MAS	- Momento Angular de Segunda Ordem
MAXVER	- Máxima verossimilhança
MCNC	- Matriz de Co-ocorrência de Níveis de Cinza
MDI	- Momento de Diferencia Inversa
Med	- Média
MSS	- Multispectral Scanner
ND	- Nível Digital
PAN	- Pancromática
PASC	- Calibrador Solar de Abertura Parcial
SIS	- Spherical Integrating Sources
SPOT	- Systeme Probatoire d'Observation de la Terre
TM	- Thematic Mapper
Var	- Variância

RESUMO

Existe consenso na opinião de que os métodos tradicionais de inventário florestal baseados em medições de campo podem ser complementados com informações obtidas a partir do sensoriamento remoto. Considerando que a Argentina vem aplicando uma nova política de incentivos fiscais desde 1995, gerando um acréscimo significativo na superfície de floresta plantada na *província* de Misiones, será necessário contar com informações mais precisas, em maior número e sistematicamente obtidas ao longo do tempo, para fazer o monitoramento de tais plantios. No presente estudo avalia-se a potencialidade da informação espacial e espectral de dados do Landsat 7, na discriminação de variáveis dendrométricas especialmente volume de uma plantação de *Pinus* (*P. taeda* e *P. elliotti*) localizada em Colonia Delicia (Argentina). Foram utilizados valores médios de talhões de inventário de campo para a classificação, análise de correlação e regressão linear. Foi utilizada a textura como ferramenta para extrair a informação espacial da banda pancromática (15m). Conclui-se que, através do procedimento de classificação pixel-a-pixel, as informações espaciais e espectrais do sensor são insuficientes para a discriminação de classes de volume, podendo-se diferenciar com precisão aceitável somente as classes de maior volume ($> 300 \text{ m}^3/\text{ha}$). A partir das avaliações realizadas observou-se que a textura medida na banda pancromática extrai mais informação espacial que nas bandas multiespectrais. Foi possível relacionar significativamente, em 67 talhões, as variáveis dendrométricas: número de árvores, diâmetro médio a altura do peito, altura média, área basal, volume e logaritmo do volume, com as variáveis digitais (refletância das bandas 1-5 e 7, e as originadas por cálculo de textura da banda pancromática). No entanto, os níveis de correlação obtidos foram baixos ($r = 0,22-0,70$). As variáveis de quantidade de vegetação (número de árvores, área basal, e volume) mostraram relação inversa com os valores de refletância nas bandas do vermelho e infravermelho médio. A altura não apresentou correlação com nenhuma das variáveis digitais analisadas. O DAP correlacionou-se positivamente com as bandas do visível, com exceção da banda 2 e as do infravermelho médio. Dos descritores de textura utilizados, a média apresentou valores de correlação significativos com a densidade, área basal, volume e seu logaritmo. O DAP foi a única variável dendrométrica relacionada com vários descritores de textura; porém estes valores foram baixos ($r = 0,30-0,38$). O volume sem transformar obteve melhores valores de correlação com as variáveis digitais do que com o logaritmo de volume. A variável digital mais sensível às diferenças de volume foi a refletância da banda 4 ($r = 0,70$), sendo também a melhor correlacionada com as variáveis número de árvores e área basal. Para o estabelecimento do modelo através de regressão linear a amostra foi dividida em um conjunto para ajuste e outro para validação, estimando-se o volume a partir da refletância da banda 4 com um erro de $59,7 \text{ m}^3$ e um coeficiente de determinação de $R^2 = 0,43$.

ABSTRACT

There is consent in the opinion that the traditional methods of forest inventory based on field measurements can be complemented with information obtained from remote sensing. Considering that Argentina has been applying new politics of fiscal incentives since 1995, generating an important increment in the forest implanted area in Misiones, more accurate information in larger number and systematically obtained along the time in order to do the monitoring of such plantations would be necessary. In this present study the potentiality of the spatial and spectral information of Landsat 7 data in the discrimination of structural variables, especially the volume of a plantation of *Pinus* (*P. Taeda* and *P. Elliotti*) located in *Colonia Delicia* (Argentina) was evaluated. Average values of stands attributes, obtained from traditional forest inventory in a classification procedure, correlation and regression analysis were used. Texture was used as a tool to extract the spatial information band (15m). It was concluded that in a per pixel classification procedure, the spatial and spectral information of the sensor is insufficient for the discrimination of volume classes; only the classes of larger volume ($> 300 \text{ m}^3/\text{ha}$) could be differentiated with an acceptable accuracy. It was noticed from the observations done that the texture derived from the panchromatic band extracted more spatial information than the one derived from the multispectral bands. It was possible to relate significantly the structural variables: density of trees and basal area, mean DBH, mean height, volume and logarithm of volume with the digital values (reflectance of the bands 1-5 and 7) and the ones originated with the texture values derived of the panchromatic band of 67 stands. However the correlation levels obtained were weak ($r = 0.22- 0.70$). The variables of amount of vegetation (density of trees, basal area, and volume) showed inverse relation with respect to the reflectance values of red and middle-infrared bands. Height did not present correlation with none of the analysed digital variables. DBH was correlated positively with the bands of the visible region, with the exception of the band 2 and the bands of the middle-infrared region. According to the texture descriptors used, the average feature presented significant values of correlation with the density of trees, basal area, volume and its logarithm. The DBH was the only structural variable related to several texture descriptors, but these values were low ($r=0.30 - 0.38$). The volume without a transformation had better correlation values with the digital variables than the logarithm of volume. The more sensitive digital variable to volume differences was the reflectance of the band 4 ($r= 0.70$) being also the best band related to the density of trees and basal area. The sample was divided in one group for adjustment and another one for validation, for the development of the model through linear regression. The volume from the reflectance of band 4 with a standard error of 59.7 m^3 and $R^2=0.43$ was estimated.

1 INTRODUÇÃO

As técnicas de sensoriamento remoto têm sido amplamente utilizadas em estudos e aplicações na área florestal. Além do mapeamento da vegetação, a necessidade de diminuir custos e incrementar os dados a serem obtidos no inventário tem sido motivo de muitas pesquisas. Os métodos tradicionais baseados apenas em medições de campo podem ser complementados com informações obtidas a partir do sensoriamento remoto. Assim sendo, principalmente para os estudos que envolvem grandes superfícies, o sensoriamento remoto surge como uma ferramenta sumamente útil.

Desde 1995, a Argentina vem aplicando uma política de incentivos fiscais, gerando um acréscimo significativo na superfície de florestas plantadas na província de Misiones, especialmente com os gêneros *Pinus* e *Araucária*. Para fazer o monitoramento de tais plantações é preciso contar com informações mais precisas, em maior número e, também, sistematicamente obtidas ao longo do tempo. Os sensores remotos instalados nos satélites permitem obter imagens de forma rápida e a custos relativamente baixos.

Para as plantações florestais, os inventários baseados nos levantamentos de campo são sempre factíveis de realizar. Entretanto, eles geralmente são baseados em amostras de 3 – 5 % da área, as quais muitas vezes não fornecem detalhes espaciais suficientes para as estratégias de manejo. Decisões ao nível de planejamento do manejo florestal podem ser auxiliadas com informação de imagens orbitais, mas é necessário conhecer o alcance das quantificações possíveis a partir das imagens disponíveis. O presente trabalho busca uma avaliação da potencialidade dos dados multiespectrais e pancromáticos das imagens do satélite Landsat 7 para discriminar variáveis dendrométricas, especialmente o volume em pé, de talhões submetidos a diferentes regimes de manejo florestal.

1.1 JUSTIFICATIVA

As vantagens que as imagens têm como modo de aquisição de dados foram muito bem resumidas por Jaakkola¹ (1988), citado por De WULF et al. (1990), expressando que estas vantagens estão baseadas nas seguintes características: repetitividade da coleção de dados, visão sinóptica, formato digital permitindo processamentos rápidos de grande quantidade de dados e o potencial para integrá-las com sistemas de informação geográfica. Dessas vantagens depreendem-se as múltiplas possibilidades que envolvem o uso de imagens de satélite como fonte de informações para o manejo florestal. Nesse sentido, esses autores opinam que não deve esperar-se que dados de satélites sirvam rotineiramente para inferir, diretamente, parâmetros de inventário florestal com alta precisão; porém, sugerem que relações empíricas entre dados espaciais e de terreno podem servir para prover informação geral, mas útil ao manejo florestal.

Por esse motivo são necessários os estudos que avaliem os alcances e limitações dos diferentes produtos do sensoriamento remoto disponíveis, assim como o desenvolvimento de técnicas que permitam uma melhoria na precisão dos resultados apresentados.

Sabe-se que estudos que relacionam variáveis florestais com valores de imagens não são novos em pesquisas florestais; entretanto, não existem soluções definitivas. Os resultados são altamente dependentes de variáveis como a região de estudo, o sensor utilizado, dentre outros.

Em alguns estudos, mesmo com as inúmeras possibilidades fornecidas pelas imagens multiespectrais que nos permitem ver além do espectro visível, às vezes somente as imagens não são suficientes. Nestes casos, é necessário recorrer a critérios não estritamente espectrais para a discriminação de coberturas. Algumas técnicas de processamento digital de imagens permitem incorporar informação de textura ou de contexto, tentando emular uma interpretação visual. Até o advento do sensor ETM+ (*Enhanced Thematic Mapper Plus*) do Landsat 7, a combinação de dados de diferente resolução com a qualidade espectral das imagens Landsat só era

¹ JAAKKOLA, S. Satellite remote sensing for forest management - A review illustrated with research results on SPOT-1 data. In: *Symposium proceedings: SPOT-1. Image utilization, Assesment, Results held in Paris , France, on 23-27 November 1987*. Toulouse: CNES Cepadues Editions, 1988. p. 917-924

possível utilizando dados de sensores diferentes, como por exemplo o TM e o HRV do SPOT. No entanto, nestes casos existiam os inconvenientes com relação à obtenção de imagens com diferentes datas de aquisição, largura de bandas, dentre outros. Também é conhecido o fato de que o Landsat 7 tem melhorado algumas condições em seu sistema de calibragem, esperando-se uma melhor precisão radiométrica com relação aos sensores anteriores do mesmo programa.

1.2 OBJETIVOS

O objetivo geral do presente trabalho é verificar a possibilidade de obter informação mais detalhada sobre a estrutura de talhões de povoamentos de *Pinus* spp., adicionando a informação espacial fornecida pela banda pancromática à informação espectral da imagem multiespectral do LANDSAT 7.

Os objetivos específicos são:

- Examinar a correlação existente entre as variáveis: DAP, densidade, área basal, altura e volume dos talhões e os dados das bandas multiespectrais e pancromática do LANDSAT 7;
- Avaliar a textura como ferramenta para obter informação espacial para a análise de atributos de talhões florestais;
- Determinar o nível de detalhamento com que o volume pode ser estimado a partir dos dados digitais mencionados.

2 REVISÃO DE LITERATURA

2.1 SENSORIAMENTO REMOTO

De acordo com COLWELL (1974), a radiância espectral refletida pelo dossel é influenciada, além dos parâmetros biofísicos, por outros relacionados à geometria de iluminação e de visada, pelas propriedades espectrais dos elementos da vegetação constituinte (folhas, galhos, caules, dentre outros) e a refletância do *background* (solo, rochas, etc.).

2.1.1 Relação entre os Valores Espectrais das Diferentes Bandas e as Variáveis Dendrométricas

Metodologias que utilizam dados orbitais para estimar variáveis florestais têm sido estudadas por diferentes instituições em todo o planeta. Desprende-se dos primeiros estudos o fato de que as bandas do visível estão relacionadas com a atividade fotossintética (quantidade de pigmentos); a do infravermelho próximo com a estrutura do dossel, e as bandas do infravermelho médio com o conteúdo de água nas folhas (TUCKER, 1979).

É reconhecido, no entanto, que dados provenientes do sensor TM nem sempre têm sido capazes de responder às necessidades dos planejadores florestais. Um dos problemas é que as classes de inventário podem não corresponder a classes detectáveis remotamente. HORLER e AHERN (1986), por exemplo, concluíram que dados de TM poderiam prover informação sobre a densidade do talhão, mas não detalhes de sua composição. Dessa forma, o sensoriamento remoto não é necessariamente uma alternativa ao inventário florestal; porém, pode ser usado em combinação com uma redução do trabalho de campo.

Diversos autores têm reportado sobre a utilidade de dados TM e SPOT para a estimativa de volume de madeira. Assim, observa-se que, com exceção da banda situada no infravermelho próximo, as bandas do Landsat TM ou SPOT mostram uma correlação negativa com o volume de madeira e com os parâmetros relacionados com este volume (RIPPLE et al., 1991; ARDÖ, 1992). Na banda do infravermelho próximo a correlação se apresenta bastante variável. Pode ser positiva (SPANNER

et al., 1990), negativa (RIPPLE, 1991; DANSON e CURRAN, 1993), ou ainda invariável (FRANKLIN, 1986). Uma correlação positiva ocorre para altos índices de área foliar em florestas de dossel fechado. Já uma correlação negativa sucede em florestas de dossel aberto quando o sub-bosque tem maior refletância que o dossel no infravermelho próximo.

As sombras provavelmente têm uma função importante na resposta da modificação no volume em todas as bandas. É tão importante quanto o conteúdo de água do dossel, na determinação da resposta no infravermelho médio (ARDÖ, 1992). Muitos estudos têm identificado a região do infravermelho médio como a mais sensível às modificações no volume da madeira, sendo a refletância nesta faixa diretamente relacionada com a densidade do dossel (HORLER e AHERN, 1986; ARDÖ, 1992).

2.1.2 Estudos em Povoamentos Florestais

Conforme BROCKHAUS e KHORRAM (1992) e DANSON e CURRAN (1993) poucos são os estudos em povoamentos florestais em comparação com os realizados em florestas nativas boreais. Em uma plantação florestal, a cobertura do dossel é alta e relativamente invariável. A concorrência entre as árvores é reduzida pelas remoções periódicas das mesmas mediante desbastes. Esse procedimento é aplicado para produzir mais espaço, favorecendo o crescimento das árvores remanescentes de modo a aumentar o total de madeira produzida, e para prover produções intermediárias de madeira durante o desenvolvimento do talhão. O momento e a intensidade dos desbastes dependem de fatores incluindo a idade do talhão, a densidade inicial da plantação e a taxa de crescimento.

Os estudos de DANSON e CURRAN (1993) para determinar quais fatores controlam a radiância do dossel nesses tipos de florestas concluem que as respostas destas plantações de coníferas estão relacionadas em primeiro lugar com a estrutura dos talhões. Observaram ainda que a radiância está correlacionada com a idade do talhão, a densidade das árvores, o diâmetro médio e a altura média; porém, não está correlacionada com o grau de cobertura do dossel.

BROCKHAUS e KHORRAM (1992) encontraram uma correlação significativa entre algumas das bandas de TM e SPOT XS com a área basal e a classe de idade,

mas os coeficientes da correlação não foram suficientemente altos para permitir o desenvolvimento de modelos relacionando estas variáveis com os dados das bandas. Apoiando-se nestes resultados concluíram que uma determinação com maior detalhe da área basal e classes de idade, usando dados do SPOT e do TM, não foi possível na área de estudo. Esses autores opinam que a curta rotação, aproximadamente 30 anos, pode ser responsável pela impossibilidade de encontrar modelos para estimar estas variáveis dendrométricas.

Como indicam BROCKHAUS e KHORRAM (1992), as plantações florestais apresentam geralmente altas taxas de crescimento, grandes volumes de madeira e o dossel pode fechar-se bem antes da maturidade. Lugares que têm sido recentemente explorados e replantados podem ser discriminados de talhões maiores mais desenvolvidos como consequência de diferenças nas condições do dossel e da biomassa. Na medida em que estes evoluem em idade, o dossel se fecha, e talhões que ainda são jovens têm um aspecto similar a talhões maduros. Logo após um desbaste pré-comercial ou comercial nestes talhões, eles podem ser discriminados de outros de maneira confiável devido às mudanças na estrutura do dossel. Poucos anos após o desbaste as copas se fecham e novamente o dossel parece similar aos outros. Nesse sentido, DANSON (1987) e DE WULF et al. (1990) consideram que a variação espacial pelas práticas de desbastes pode prejudicar a relação entre o volume de madeira e a refletância.

Apesar das dificuldades, o elevado valor econômico das plantações florestais explica o grande interesse em utilizar o sensoriamento remoto para auxiliar o inventário florestal de campo. Assim, SHIMABUKURO et al. (1989), relacionaram dados digitais do sensor Landsat TM com idade, altura, área basal e número de árvores/ha de plantações florestais de *Pinus* spp. e *Eucalyptus* spp. encontrando para *Pinus* relações significativas ao nível de 99 % de probabilidade entre a densidade (número de árvores/ha) e a banda TM4 como também entre esse parâmetro e a razão simples TM4/TM3. KAZMIERCZAK e SHIMABUKURO (1993) estudaram a existência de associações entre a produtividade dos locais e sua resposta espectral, correlacionando valores médios por sítio e por talhão de *Araucaria angustifolia* e *Pinus* spp. com dados espectrais. A metodologia aplicada apresentou resultados promissores na estimativa de variáveis dendrométricas a partir de dados medidos pelo sensor TM. Das funções testadas, as que melhores

resultados apresentados foram a equação linear (tendo a densidade de *Pinus* como variável dependente e a relação TM4/TM3 como variável independente) e a equação quadrática (com área basal como variável dependente e TM5 como variável independente). Para TROTTER et al. (1997), somente os modelos baseados nas bandas do infravermelho próximo e vermelho proporcionaram avaliadores úteis do volume de madeira.

SRIVASTAVA et al. (1999) estimaram o volume a partir de dados orbitais utilizando um método indireto. Trabalhando com imagens do satélite IRS-1B; construíram tabelas de volume usando dados digitais, estimando o diâmetro a partir de valores de radiância, e com este o volume de *Shorea robusta*. Os modelos resultantes de regressão múltipla onde participaram os valores de radiância da banda correspondente ao azul e ao vermelho como variáveis independentes apresentaram valores de R^2 de 0,71.

2.1.3 Tamanho e Extração das Amostras

A localização da amostra, o tamanho da mesma e a maneira de extraí-la da imagem, são aspectos que foram resolvidos de maneira diversa dependendo do autor. Assim, alguns tomaram os valores a partir de pixels simples (DANSON, 1987; DANSON e CURRAN, 1993). Outros, como De WULF et al. (1990), opinam que janelas grandes dão melhores resultados do que janelas pequenas para capturar as variações estruturais das florestas; eles usaram para extrair a informação espectral utilizada no estudo, janelas de 8x8 pixels para a banda pancromática e janelas de 4x4 pixels para a imagem multiespectral do SPOT-1. AHERN et al. (1991) optaram por uma média de quatro pixels, localizados próximos do centro da área amostrada, para caracterizar a unidade amostral. No estudo de BROCKHAUS e KHORRAM (1992) foram extraídos a partir das imagens TM e SPOT os dados de uma matriz de 3x3 representativa das condições de cada um dos 256 talhões selecionados em cada unidade de manejo.

O procedimento de tomar todos os pixels correspondentes aos talhões foi utilizado por SPANNER et al. (1990), RIPPLE et al. (1991), ARDÖ (1992), COHEN e SPIES (1992). RIPPLE et al. (1991), comparando dados do SPOT e do TM, delimitaram os talhões a uma distância de um pixel da borda e logo tomaram o valor

médio do nível digital para cada banda, para cada um dos talhões em ambas imagens, e os relacionaram com o volume de madeira destes talhões. Os talhões apresentavam uma superfície variando entre 2,1 a 74,1 ha, e o número interior de pixels de cada talhão foi de 12 a 566 para os dados HRV e de 3 a 258 para os dados TM. ARDÖ (1992), trabalhando em florestas de coníferas, tomou o valor da radiância média de cada banda do Landsat TM, calculado a partir de todos os pixels exceto os da borda de compartimentos florestais de 7 ha em média. O número médio de pixels por compartimentos foi de 69 e esses valores foram relacionados com o volume calculado a partir da área basal e da altura das árvores. COHEN e SPIES (1991) digitalizaram 41 talhões nas imagens HRV e TM, das quais foram extraídos os pixels correspondentes a cada talhão de cada imagem, e depois de comprovar a distribuição normal dos valores foi utilizado o valor da média para cada talhão.

Com relação aos resultados das estimativas ao trabalhar ao nível do pixel ou ao nível de talhão, TROTTER et al. (1997) compararam os resultados obtidos por RIPPLE et al. (1991), os quais tinham encontrado boa relação utilizando dados de refletância de TM ou SPOT e parâmetros relacionados com o volume quando usaram dados médios ao nível do talhão, com os resultados obtidos nos estudos de DANSON (1987) e FRANKLIN (1986), que não envolveram valores espaciais médios mais além da escala do pixel; os primeiros obtêm relações entre a refletância e o volume da madeira com um coeficiente de determinação R^2 de até 0,89 enquanto que os segundos obtêm valores menores de R^2 .

Nos resultados de uma pesquisa inicial na utilização de dados do Landsat TM para inventário florestal em plantações de coníferas de alta produção e curta rotação na Nova Zelândia, TROTTER et al. (1997) concluíram que a relação entre os dados TM e volume de madeira ao nível de pixel foi significativa, porém tênue. Ao nível de talhão com aproximadamente 40 ha foram obtidas estimativas aceitáveis de volume mas somente quando o volume foi usado na equação como variável independente. O objetivo do estudo foi proporcionar avaliadores de produção ao nível do talhão de 15 a 100 ha.

2.1.4 Diferença de Resolução Espacial

Em algumas publicações existentes observa-se que aumentando a resolução espacial das imagens é possível melhorar a precisão para o inventário florestal usando uma banda do visível ou dados pancromáticos. Uma melhoria nos resultados obtidos com dados de Landsat pode ser possível utilizando dados da banda pancromática do SPOT ou do CASI - Compact Airborne Spectrographic Imager - (CHAVEZ e BOWELL, 1988; BAULIES e PONS, 1995). De WULF et al. (1990) demonstraram uma significativa melhoria na relação entre área basal e radiância quando foram usados dados do SPOT de 10 m de resolução espacial no lugar de 20 m de resolução na banda do infravermelho próximo.

Para RIPPLE et al. (1991), com exceção da banda do vermelho, as bandas do SPOT apresentaram correlações apenas mais elevadas que as do TM com o volume. As diferenças podem ser causadas pela defasagem na resolução espacial, pela amplitude ou posição das bandas, e pelos sinais do ruído. A resolução espacial mais alta do SPOT HRV pode ser mais sensível à densidade de vegetação do que a resolução espacial do TM.

Usando dados do SPOT HRV os valores de textura tiveram uma forte relação com os atributos do talhão, indicando que a textura em imagens de 10 m de resolução captura a graduação relativa da variabilidade espacial nos padrões de iluminação e sombra associados com a complexidade do talhão. Não houve relação entre as variáveis do talhão e os valores digitais médios da imagem original do SPOT (COHEN e SPIES, 1992).

FRANKLIN e MCDERMID (1993) observaram uma melhoria na relação entre radiância e parâmetros do talhão quando foram substituídos os dados satelitais multiespectrais pelos dados de uma banda simples do CASI na região visível, com uma resolução espacial de 5 m. Esta melhoria foi atribuída ao fato de que a imagem do CASI tem uma resolução espacial que permite acessar a sombra entre as árvores.

2.2 PROCESSAMENTO DE IMAGENS

2.2.1 Correções Radiométricas

Este é um termo muito genérico que se refere às técnicas que modificam os níveis digitais (ND) originais, com o intuito de acercá-los aos que estariam presentes na imagem para o caso de uma recepção ideal. Dentro deste conceito se incluem as distorções provocadas pela atmosfera, assim como os problemas radiométricos derivados do mau funcionamento do sensor (CHUVIECO, 1986). Este autor inclui a transformação dos ND em parâmetros físicos (radiância, refletância ou temperatura) já que pressupõe uma transformação dos valores originais.

A conversão dos ND armazenados em uma imagem original em variáveis físicas é um passo prévio para o estabelecimento de modelos teóricos, assim como para muitos estudos de tipo empírico (CHUVIECO, 2000)

A informação contida nos ND originais representa variáveis físicas de forma relativa. Isto é, a relação numérica entre estes valores está circunscrita a cada banda de imagem, não podendo ser utilizada para comparar bandas entre si, nem imagens de diferentes datas, áreas ou sensores.

Na transformação destes dados digitais em refletâncias, são levadas em consideração as diferenças de condições atmosféricas, de iluminação e/ou de desempenho dos sensores (CHEN, 1996).

A conversão de números digitais para refletância envolve três etapas:

1. Calibração radiométrica;
2. Conversão para refletância exoatmosférica; e,
3. Correção atmosférica.

Tanto a calibração radiométrica como a correção atmosférica são tarefas bastante complexas.

Na recuperação do fator refletância a partir dos dados de satélites, todas as modificações radiométricas destes dados, causadas pelas variáveis, além do próprio alvo, devem ser corrigidas. As variáveis que modificam a radiância podem ser divididas em dois grupos: as introduzidas pelo sistema sensor, tais como os diferentes desempenhos radiométricos entre as bandas ou detectores, e as

relacionadas com a cena capturada pelo sensor, tais como os efeitos atmosféricos e/ou as geometrias de irradiação solar e de visada.

2.2.1.1 Calibração radiométrica

Um dos principais objetivos do programa Landsat-7 é melhorar a qualidade radiométrica dos dados a serem proporcionados em conjunto com os outros sensores do Sistema de Observação da Terra (EOS).

Uma meta específica do programa Landsat-7 é alcançar calibrações radiométricas dos dados com aproximadamente 5% de incerteza, durante a vida útil da missão de 5 anos. Prévio ao lançamento, o cumprimento desta exigência se sustentou em mudanças de desenho de hardware e de instrumentos. Após o lançamento ou em órbita, esta exigência é apoiada por um monitoramento e um programa de calibrações, e a implementação de mudanças necessárias para o processamento de terreno dos dados.

Previamente ao lançamento foram definidas as características espectrais do sensor. Na Tabela 1 são comparadas as bandas espectrais do ETM+ com as bandas do Landsat 5/ TM.

TABELA 1 - BANDAS ESPECTRAIS DO TM E ETM+

Sensor	Intervalo espectral das bandas (μ)							
	Banda1	Banda 2	Banda 3	Banda 4	Banda 5	Banda 6	Banda 7	Banda 8
TM	0.45 -0.52	0.52-0.60	0.63-0.69	0.76-0.90	1.55 – 1.75	10.4 – 12.5	2.08 - 2.35	N/A
ETM+	0.45 - 0.52	0.53 - 0.61	0.63 - 0.69	0.78 -0.90	1.55 – 1.75	10.4 – 12.5	2.08 - 2.35	0.52-0.90

FONTE: LANDSAT 7 – Science Data User Handbook -on line
(<http://itpwww.gsfc.nasa.gov/las/handbook>)

Entre as melhorias produzidas no sistema sensor com relação aos anteriores da série é mencionado o deslocamento espectral observado no Landsat 5 TM, o qual foi atribuído aos filtros. Os filtros de ETM+ foram feitos usando um processo chamado "*ion assisted deposition*" (IAD) que faz os filtros presumivelmente resistentes a este fenômeno. Além disso, os novos filtros mostraram uma melhoria

significativa nas respostas das extremidades das bandas comparado ao Landsat 4 e ao Landsat 5.

2.2.1.1.1 Calibração radiométrica de sistemas sensores

A radiância total refletida por um alvo na superfície terrestre, após atravessar e interagir com a atmosfera, e detectada pelo sensor, cuja resposta (sinal de saída) é transmitida à estação de recepção terrestre, onde é convertida em número digital (número digital original ou *original-ND*). Isto é, o nível de cinza ou número digital é uma função da radiância incidente ao sensor (SHOTT, 1997).

Slater² (1985), citado por CHEN (1996), classificou os procedimentos mais usados na calibração radiométrica absoluta de sistemas sensores em três categorias:

- 1) Calibração de pré-lançamento;
- 2) Calibração em órbita com o uso de uma fonte de calibração a bordo de satélites;
- 3) Calibração em órbita com as medidas coletadas em um campo de referência na superfície terrestre.

- **Calibração de pré-lançamento**

Duas fontes de integração esféricas (SIS) foram usadas para calibrar o ETM+ antes do lançamento. Os valores de ganhos e “offset” antes do lançamento foram definidos por análises de regressão entre os níveis de radiância produzidos por diferentes combinações das lâmpadas das esferas integradoras e seus sinais de saída correspondentes.

Posteriormente foram revisadas as várias calibrações de esfera integradora e a transferência efetiva das mesmas ao ETM+ antes de decidir qual calibração deveria ir ao denominado Sistema de Avaliação de Imagem (IAS) para representar o pré-lançamento IAS.

² SLATER, P. N. Radiometric consideration in remote sensing. **Proc. IEEE**, v. 73, n. 6, p. 997-1011, 1985.

Os NDs podem ser calibrados utilizando os coeficientes de pré-lançamento. Esta conversão envolve as seguintes etapas:

1) Calibração radiométrica

$$ND = ga \times Rad + off \quad (1)$$

Onde: ND = número digital original não calibrado

Rad = radiância ($mWcm^{-2}sr^{-1}\mu m^{-1}$) recebida pelos detectores

Ga = ganho ($ND / mWcm^{-2}sr^{-1}\mu m^{-1}$)

Off = *offset* (ND)

2) Re-escalamento radiométrico

$$Rad = \alpha ND + \beta \quad (2)$$

$$\alpha = (L_{max} - L_{min})/255 \quad (3)$$

$$\beta = L_{min} \quad (4)$$

A unidade dos coeficientes é $mWcm^{-2}sr^{-1}\mu m^{-1}$. Estes coeficientes são conhecidos também como a_1 e a_0 .

De acordo com CHEN (1996), o uso indiscriminado do termo “coeficiente de calibração” causa muita confusão, pois ora representa os coeficientes de calibração de sensor (ga/off), ora fatores de re-escalamento (ga/off, L_{max}/L_{min} , α/β ou a_1/a_0)

• **Calibração de pós-lançamento**

A calibração radiométrica de pós-lançamento do ETM+ é realizada examinando regularmente a resposta do instrumento quando iluminado por fontes conhecidas que são relativamente estáveis. O ETM+ tem 3 dispositivos de calibração a bordo: o Calibrador Interno (IC), o Calibrador Solar de Abertura Parcial (PASC), e o Calibrador Solar Abertura Total (FASC). O IC é útil para calibrar todas as bandas do ETM+, enquanto o PASC e FASC são principalmente úteis para as bandas refletivas. Mudanças para a calibração de ETM+ aconteceram desde o lançamento e podem ser consultadas no manual para os usuários, disponível on-line (<http://itpwww.gsfc.nasa.gov/IAS/handbook>).

São executadas ocasionalmente calibrações com medidas coletadas a campo para confirmar, por análise independente, a precisão da calibração usando as fontes de calibração a bordo.

As imagens que não possuem nenhum tipo de tratamento, nem geométrico ou radiométrico, são denominadas Nível 0R (são dados brutos com correções radiométricas mínimas para diminuir deslocamentos e desalinhamentos). Para que estas imagens possam ser utilizadas, recebem tratamentos iniciais através do sistema IAS e um Sistema de Geração de Produtos Nível-1 (LPGS).

O processamento radiométrico para o satélite Landsat 7 difere em muitos aspectos dos sistemas prévios do Landsat. A primeira diferença é a existência de um sistema “off-line” responsável pela geração dos parâmetros de calibração e pela avaliação da qualidade dos dados. Uma segunda diferença é a habilidade de caracterizar e corrigir os dados antes de calibrar por vários artefatos radiométricos. A terceira diferença é a possibilidade de confiar em dados adquiridos fora da cena atual que é processada para executar a calibração, devido em parte à adição do novo hardware de calibração e em parte a uma mudança na filosofia do processo.

O produto nível 1R está radiometricamente corrigido, porém não geometricamente corrigido. O produto nível 1G é uma imagem radiométrica e geometricamente corrigida de forma sistemática.

2.2.1.1.2 Conversão a radiância

A energia refletida pelas diferentes coberturas pode ser obtida a partir dos dados medidos pelo sensor. Esta medição é codificada a um valor numérico, denominado nível digital de acordo aos coeficientes de calibração específicos para cada sensor. Uma vez conhecidos estes coeficientes, pode realizar-se o processo inverso, obtendo-se os valores de radiância espectral detectada pelo sensor a partir desses dados.

A seguinte equação é usada para converter os NDs de um produto 1G a unidades de radiância:

$$\text{Radiância} = \text{ganho} * \text{ND} + \text{offset} \quad (5)$$

Que também é expresso como:

$$\text{Radiância} = ((\text{LMAX}-\text{LMIN})/(\text{QCALMAX}-\text{QCALMIN})) * (\text{QCAL}-\text{QCALMIN}) + \text{LMIN} \quad (6)$$

onde: QCALMIN = 1
 QCALMAX = 255
 QCAL = Nível digital

LMINs e LMAXs são as radiâncias espectrais de cada banda para os níveis digitais de 1 e 255 (i.e QCALMIN, QCALMAX), respectivamente. Existe um conjunto para cada situação de ganho (baixo ou alto). Estes valores mudarão lentamente com o passar do tempo na medida em que os detectores de ETM+ percam sensibilidade. A Tabela 2 lista dois conjuntos de LMINs e LMAXs. O primeiro deveria ser usado para produtos 1G criados antes de 1 de julho de 2000 e o segundo para produtos 1G criados depois de 1 de julho de 2000. O uso apropriado do LMINs e LMAXs assegurará a conversão precisa a unidades de radiância.

TABELA 2- INTERVALO DE RADIÂNCIA ESPECTRAL DO ETM+

Banda	watts/(m ² *Ster*µm)							
	Antes de 1 de julho de 2000				Depois de 1 de julho de 2000			
	Ganho baixo		Ganho alto		Ganho baixo		Ganho alto	
	LMIN	LMAX	LMIN	LMAX	LMIN	LMAX	LMIN	LMAX
1	-6.2	297.5	-6.2	194.3	-6.2	293.7	-6.2	191.6
2	-6.0	303.4	-6.0	202.4	-6.4	300.9	-6.4	196.5
3	-4.5	235.5	-4.5	158.6	-5.0	234.4	-5.0	152.9
4	-4.5	235.0	-4.5	157.5	-5.1	241.1	-5.1	157.4
5	-1.0	47.70	-1.0	31.76	-1.0	47.57	-1.0	31.06
6	0.0	17.04	3.2	12.65	0.0	17.04	3.2	12.65
7	-0.35	16.60	-0.35	10.932	-0.35	16.54	-0.35	10.80
8	-5.0	244.00	-5.0	158.40	-4.7	243.1	-4.7	158.3

FONTE: LANDSAT 7 – Science Data User Handbook -on line
 (<http://itpwww.gsfc.nasa.gov/las/handbook>)

2.2.1.2 Conversão a refletância

A refletância é definida como a relação entre a energia refletida e a incidente. Varia, portanto, entre 0 (superfície perfeitamente absorvente) e 1 (superfície

perfeitamente refletiva). A refletância de uma cobertura depende de suas características físicas e químicas, assim como das condições de observação. Além disso não é constante; modifica-se nas distintas bandas do espectro, motivo pelo qual devemos acrescentar o qualificativo de espectral cotando sua medida a um determinado intervalo de longitudes de onda. Precisamente, na análise de como varia a refletância espectral de uma cobertura encontramos as raízes para poder discriminá-la (CHUVIECO, 2000).

Para conhecer a refletância de uma superfície é preciso relacionar duas magnitudes: a energia refletida e a incidente. O procedimento para calcular a radiância espectral já foi descrito na seção anterior (2.2.1.1.2).

Para o cálculo da refletância é preciso lembrar que a radiância que chega ao sensor (assumindo que a superfície terrestre tem um comportamento lambertiano) é uma função da irradiância solar, da refletância da cobertura e das condições de aquisição; assim sendo, a refletância aparente pode ser calculada a partir da seguinte fórmula:

$$\rho = \frac{\pi \cdot L_{\lambda} \cdot D^2}{E_{\text{sol}\lambda} \cdot \cos \theta_s} \quad (7)$$

$\rho = \pi \cdot L_{\lambda} \cdot d^2 / E_{\text{sol}\lambda} \cdot \cos \theta_s$
--

(8)

Onde:

- ρ = Refletância aparente, adimensional
- L_{λ} = Radiância espectral que chega ao sensor, em $\text{w} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{sr}^{-1} \cdot \mu\text{m}^{-1}$
- D = Distância de Terra-Sol em unidades astronômicas
- $E_{\text{sol}\lambda}$ = Irradiância solar exoatmosférica, em $\text{w} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \mu\text{m}^{-1}$
- θ_s = Ângulo zenital solar, em graus

Na Tabela 3 são apresentados os valores da irradiância solar espectral para o sensor ETM+.

TABELA 3 - VALORES DE IRRADIÂNCIA SOLAR ESPECTRAL PARA ETM+

Banda	$E_{sol\lambda}$ ($W/m^2 * \mu m$)
1	1970.000
2	1843.000
3	1555.000
4	1047.000
5	227.100
7	80.530
8	1368.000

FONTE: LANDSAT 7 – Science Data User Handbook -on line
(<http://itpwww.gsfc.nasa.gov/las/handbook>)

2.2.1.3 Correção atmosférica

A transformação da refletância explicada na seção 2.2.1.2 não considera as influências atmosféricas e assume um terreno plano e observação vertical, representando uma simplificação da realidade. Por isso é denominada de refletância aparente, pois o valor calculado seria só a refletância captada pelo sensor, porém não a realmente mensurável na superfície CHUVIECO (2000). Com relação às condições de observação, a presunção de observação vertical é válida para os satélites da série Landsat; porém, os componentes líquidos e gasosos da atmosfera produzem um efeito de absorção e espalhamento que modificam, às vezes notavelmente, o sinal procedente da cobertura. Além disso, esse efeito é dependente do comprimento de onda, afetando especialmente aos mais curtos.

Conforme SCHOTT (1997) o processo de correção atmosférica é uma das difíceis tarefas a resolver. Até o presente não existe um único enfoque que se tenha provado simples, preciso e suficientemente robusto para ser amplamente aceito e usado operacionalmente. Como resultado existem diversos métodos para correções ou calibrações atmosféricas os quais são úteis para um tipo particular de problema ou nível de precisão. Este autor agrupa os diversos métodos em:

- 1- Métodos que empregam medições de terreno ao momento da passagem do sensor (*ground truth*);
- 2- Métodos que empregam medidas a partir das próprias imagens (*in-scene methods*);
- 3- Métodos que usam modelos de propagação da radiação ou transferência radiativa;
- 4- Métodos para normalizar os efeitos atmosféricos entre imagens múltiplas.

Para CHEN (1996), quem realizou uma profunda revisão dos diversos métodos utilizados, suas vantagens e inconvenientes, e coincidindo com autores como CHUVIECO (2000) e SCHOTT (1997), em geral, os modelos de transferência radiativa e as medidas “in situ” calculam a contribuição atmosférica nas respostas espectrais. Entretanto, a normalização de histograma ou a retificação de imagens e o método de subtração tentam eliminar a contribuição atmosférica através das informações fornecidas por alvos específicos, presentes nas próprias imagens sem que sua grandeza seja conhecida.

Quando são comparados índices de vegetação, deve-se considerar que os mesmos sejam construídos com valores do mesmo nível de correção, isto é, ND, radiância, refletância aparente ou refletância de superfície (TEILLET et al., 1997)

2.2.2 Correção Geométrica

De maneira geral, o processo de correção geométrica de imagens compreende três grandes etapas. Começa-se com uma transformação geométrica, também denominada mapeamento direto, que estabelece uma relação entre coordenadas de imagem (linha e coluna) e coordenadas geográficas (latitude e longitude). Trata-se de uma etapa em que se eliminam as distorções existentes e se define o espaço geográfico a ser ocupado pela imagem corrigida. Em seguida, faz-se o mapeamento inverso, que inverte a transformação geométrica usada no mapeamento direto, permitindo que se retorne à imagem original para definir os níveis de cinza que comporão a imagem corrigida. Esta definição de níveis de cinza ocorre na última etapa, chamada de reamostragem, que nada mais é do que uma interpolação sobre os níveis de cinza da imagem original (FONSECA et al., 2000).

2.2.3 Medição de Textura

As medições de textura são uma espécie de operação de vizinhança desenhada para caracterizar a variabilidade na vizinhança de um pixel. Muitas imagens contêm regiões caracterizadas pela variação no brilho mais que por um único valor de brilho. A textura refere-se à variação espacial do tom na imagem como uma função da escala.

Para CHEN (1996), a tonalidade e a textura são dois elementos existentes e dependentes com diferentes graus de dominância na imagem. Este autor apresenta no seu trabalho uma apreciação realizada por Haralick (1979)³ no sentido de que uma baixa variação dos níveis de cinza de um pequeno bloco de imagem indica que a propriedade dominante é a tonalidade, enquanto que uma alta variação indica que a propriedade dominante é a textura. Também menciona que Haralick (1979) define a textura de uma imagem como “um padrão global representado pela repetição aleatória ou determinística de padrões locais”, e que “a estrutura destas repetições é muito útil na determinação do conteúdo de informação da imagem de uma cena complexa, tanto obtida de um imageador multiespectral de satélite, como um microscópio de cultura celular ou amostra de tecidos na área de biomedicina”.

Ampliando o conceito, Rubin (1989)⁴, mencionado por CHEN (1996), definiu a menor área da imagem digital, que compõe uma textura distinta, como denominada elemento de textura ou “texel”. Para ele existem três componentes de textura: o contraste local, a escala e a orientação. O **contraste** é a diferença de tons de cinza entre as áreas vizinhas escuras e claras, cujos pixels têm níveis de cinza idênticos ou quase idênticos. O contraste local não deve ser confundido com o tom, que é a tonalidade média de uma região. A área com alto contraste local possui **textura rugosa**, enquanto a área com baixo contraste local possui **textura lisa**. As dimensões das áreas escuras e claras definem a escala. Se os níveis de cinza dos pixels adjacentes mudam frequentemente, o contraste característico desta área ocorre em pixels muito juntos, resultando em uma **textura fina**. Quando os tamanhos das áreas escuras ou claras são de vários pixels, uma aparência de bloco é criada. Conseqüentemente, o contraste característico desta área é observado

³ HARALICK, R. M. Statistical and structural approaches to texture. **Proc. IEEE**. v. 67, n. 5, p. 786-804, 1979.

somente em pixels muito distantes, resultando em uma **textura grossa**. Os termos textura rugosa e textura lisa são usados para descrever o contraste local, enquanto textura grossa e textura fina são usados para descrever o tamanho das áreas escuras e claras em um “texel”. A orientação diz respeito à preferencial da direção das áreas escuras e claras. Quando estas não têm orientação preferencial, diz-se que a textura é isotrópica. Por outro lado, se as áreas são consistentemente maiores em uma direção, a textura é anisotrópica.

Sabe-se que na análise visual é relativamente fácil reconhecer e descrever a textura da imagem, usando termos empíricos e qualitativos como: rugosidade, suavidade, granulação, irregularidade, etc. Entretanto, descrever e reconhecer o padrão de textura através de um computador não é tarefa trivial, pois a informação textural, ao contrário da tonalidade, não é diretamente adquirida pelo sensor e precisa ser extraída e quantificada a partir dos dados digitais da imagem em sua representação estrutural (CHEN,1996).

A estrutura espacial de imagem é uma indicação da relação entre a cena imageada e a resolução espacial do sensor. Quando a resolução espacial de um sensor é relativamente menor que os objetos da cena, então a maioria das medidas (i. e., números digitais) da imagem são altamente correlacionadas com as de sua vizinhança. Por outro lado, quando o tamanho dos objetos se aproxima da resolução espacial do sensor, as semelhanças entre as medidas vizinhas diminuem. Por último, quando a resolução espacial do sensor diminui, vários objetos serão encontrados em um único pixel tornando as medidas uniformizadas (Woodcock et al.⁵, 1987, mencionado por CHEN, 1996). Por isso , “a observação de textura depende de dois fatores:

- 1) a escala da variação tonal que pode ser local ou regional;
- 2) a escala de observação”.

⁴ RUBIN, T. Analysis of radar texture with variogram and other simplified descriptors. **Proc. Image Processing Conference**. Am. Society for Photogrammetry and Remote Sensing, p. 185-195, 1989.

⁵ WOODCOCK, C. E.; STRAHLER, A. H.; JUPP, D. L. The use of variograms in remote sensing: II. Real images. **Remote Sensing of Environment**, v. 25, p. 349-379, 1988.

2.2.3.1 Métodos de análise de informação textural

De acordo com CHUVIECO (2000) os índices de textura podem ser divididos entre aqueles que operam sobre toda a imagem e os que se apoiam em janelas móveis, que deslocam-se consecutivamente afetando em cada passo ao pixel central, criando novas imagens (imagens textura) de modo similar às operações de filtragem. Dentre os métodos baseados em janelas móveis podem ser citados os seguintes: desvio padrão local, diferença absoluta entre os níveis digitais máximos e mínimos da janela considerada, entropia, medidas sobre a matriz de coincidências ou co-ocorrência e dimensão textural, também denominado espectro textura descrito por HE e WANG (1990).

Dentro da grande variedade de medidores de textura existentes, alguns são de direção muito específica, requerem janelas grandes e são dirigidos para caracterizar textura de baixa frequência, e outros trabalham com janelas pequenas para diferenciar padrões de textura de alta frequência.

Na maioria dos casos é necessário considerar várias medidas de textura para ajudar a separar classes diferentes ou para fusionar medições de textura com valores digitais multiespectrais para prover maiores diferenças entre classes.

2.2.3.2 A Matriz de Co-ocorrência de Níveis de Cinza (MCNC)

A matriz de dependência espacial de níveis de cinza, ou mas precisamente as matrizes de dependência espacial, são matrizes de frequências relativas $P(i,j,d,\theta)$ nas quais dois pixels vizinhos separados por uma distância d e tendo uma relação angular θ ocorrem na imagem, um com tom i e outro com tom j .

A matriz de dependência espacial de níveis de cinza, ou a Matriz de Co-ocorrência de Níveis de Cinza (MCNC), foi aplicada sobre uma ampla variedade de produtos para resolver diversos problemas, tornando-se a abordagem mais usada para analisar informação textural de imagens.

A MCNC, descrita por HARALICK e SHANMUGAN (1974), representa um procedimento geral para a extração das propriedades texturais de um bloco (*blocks*) de imagem. Estes atributos são calculados no domínio espacial e é considerada a natureza estatística da textura. Esta abordagem baseia-se na suposição de que a

informação textural é contida na relação espacial global ou média dos níveis de cinza da imagem. Estes autores assumem que esta informação textural pode ser adequadamente especificada por um conjunto de matrizes de dependência espacial dos níveis de cinza computados em vários ângulos (i.e., 0°, 45°, 90°, 135°) e distâncias. Caracterizam a textura através da estimativa da distribuição de probabilidade conjunta de níveis de cinza de dois pixels situados em certa posição da imagem. A estimativa desta probabilidade conjunta é feita através da matriz de co-ocorrência espacial de níveis de cinza.

No trabalho referido estes autores sugeriram 14 estatísticas da matriz MCNC como descritores da textura de imagens. Dentre estas estatísticas, algumas estão fortemente correlacionadas entre si. Três são consideradas muito úteis, sendo freqüentemente usadas na extração de informação textural: o momento angular de segunda ordem, o momento da diferença inversa e a entropia. Os primeiros dois descritores medem a homogeneidade, enquanto a entropia mede a variabilidade. As equações para definir estes três descritores são apresentadas a seguir:

1) Momento Angular de Segunda Ordem (MAS):

$$\sum \sum (P_{ij} / R)^2 \quad (9)$$

2) Momento de Diferença Inversa (MDI):

$$\sum \sum \{ 1 / [1 + (i-j)^2] \} (P_{ij} / R) \quad (10)$$

3) Entropia (ENT):

$$\sum \sum (P_{ij} / R) \log (P_{ij} / R) \quad (11)$$

Onde P_{ij} é a ij -ésima célula da matriz e R é número total da ocorrência ou fator de normalização de freqüência de um par de pixels com a distância d e o ângulo θ na imagem.

Todas as estatísticas derivadas a partir da MCNC são de segunda ordem e discriminam melhor as texturas, especialmente nos casos em que suas estatísticas de primeira ordem são semelhantes. Cada medida derivada da MCNC pode ser usada para criar uma nova imagem de textura ou banda que, por sua vez, pode ser

incorporada ao atributo espectral dos dados de satélite na classificação (CHEN, 1996).

MARCEAU et al. (1990) destacam que esta abordagem estatística tem a vantagem de ser compatível com os modelos probabilísticos existentes para a classificação multiespectral.

No entanto, conforme KARATHANASSI et al. (2000), o método apresenta na prática três principais obstáculos sendo o primeiro o fato de que a MCNC não só depende da relação espacial dos níveis de cinza mas também da intensidade regional da variação do *background* dentro da imagem. O segundo obstáculo deriva da necessidade de escolher a distância e direção a ser usada. Em relação a isto MARCEAU et al. (1990) consideram que o uso da MCNC requer decisões concernentes com um certo número de variáveis diretamente associadas com ela: a resolução espacial, a banda espectral, o nível de quantização da imagem, o tamanho da janela móvel, a distância interpixel e o ângulo usado durante o cálculo da co-ocorrência, e o estatístico usado na medição da textura. Estes autores demonstram que, de todas essas variáveis, o tamanho da janela é responsável pela maior parte da variabilidade nas classificações. O terceiro obstáculo é o cálculo adicional requerido para obter parâmetros estatísticos e avaliá-los para definir o descritor mais representativo a ser usado em um procedimento de classificação. Calvin e Herbert (1990)⁶, citados por MARCEAU et al. (1990), mostraram que os descritores e suas combinações são difíceis de serem avaliados.

2.2.3.3 Aplicação da textura a estudos da área florestal

Uma revisão completa de todos os métodos de análise textural testados até o presente momento seria impraticável, devido ao grande volume de trabalhos existentes, de maneira que a revisão foi orientada preferencialmente para os estudos realizados na área florestal.

⁶ CALVIN, C. G.; HERBERT, E. K. Texture descriptors based on co-occurrence matrices. **Computer Vision, Graphics, and Image Processing**, v. 51, p.70-80, 1990.

Nos trabalhos de Strahler e Logan (1978)⁷ e Strahler (1984)⁸, mencionados por CHUVIECO (2000), foi usado o desvio padrão como medida indicadora da densidade e homogeneidade das espécies no inventário florestal, obtendo uma melhoria significativa frente às classificações espectrais. Para Yool et al. (1986)⁹, mencionados por CHEN (1996), o uso do desvio padrão não melhorou a classificação de florestas.

Os trabalhos mais freqüentes combinando informação espectral e espacial, têm sido para identificação de tipos de cobertura (FRANKLIN e PEDDLE, 1989 e 1990; PEDLEY e CURRAN, 1991).

Um dos trabalhos mais alentadores no uso da informação textural para identificação de atributos florestais foi o realizado por COHEN e SPIES (1992). Estes autores avaliaram as relações entre variáveis espectrais e de textura derivadas a partir da banda pancromática de SPOT HRV (10 m de resolução) e dados multiespectrais do Landsat TM (30 m de resolução) com 16 atributos de talhões florestais. A textura do SPOT HRV estava fortemente relacionada a muitas das variáveis estudadas. Estes autores consideraram o uso do desvio padrão e a diferença absoluta. Uma avaliação inicial destes algoritmos indicou que a diferença absoluta foi proveniente de uma maior faixa (*dynamic range*) de informação de textura, e portanto indicou ter potencialmente mais poder de discriminação. Usando esse algoritmo e uma janela de 3 x 3 pixels, foram criadas imagens textura a partir das imagens HRV e "*brightness*", "*greenness*", e "*wetness*".

KUSHWAHA et al. (1994), com imagens do IRS (Indian Remote Sensing Satellite) obtiveram uma melhoria de 11%, na discriminação de classes de floresta secundária com a combinação do tom, Entropia e MDI. Mas nem sempre os resultados obtiveram melhorias. CHEN (1996), utilizando em conjunto as medidas de textura MAS, Entropia e MDI, calculadas a partir da banda do infravermelho próximo do Landsat 5, em conjunto com as características espectrais das bandas 3,

⁷ STRAHLER, A. H.; LOGAN, T. L. Improving forest cover classification accuracy from Landsat by incorporating topographic information. **Proc. 12th Inter. Symp. Rem. Sens. of Environment**, Ann Arbor, p. 927-942, 1978

⁸ STRAHLER, A. H. Timber inventory using Landsat, **8th Canadian Symposium on Remote Sensing**, Quebec p. 665-674, 1984

⁹ YOOL, S. R. STAR, J. L.; BOTKIN, D. B., ECKHARDT, D. W.; DAVIS, F. W. Performance analysis of image processing algorithms for classification for natural vegetation in the mountains of Southern California, **International Journal of Remote Sensing**, v. 7, n.5, p.683-702, 1986.

4 e 5 do TM, conclui que não melhorou significativamente a discriminação de classes e subclasses de Floresta Ombrófila na Amazônia legal.

Na comparação de dois métodos de classificação para mapeamento de cobertura realizada por SAN MIGUEL- AYANZ e BIGING (1997), foi executada uma análise de textura usando a variância local de uma janela de 3x3 pixels, sobre a banda do infravermelho próximo de imagens SPOT e TM.

A escala de observação é muito importante, mas sempre com relação ao alvo, havendo antecedentes desde estudos com imagens MSS (FRANKLIN e PEDLE, 1989) até imagens CASI de muito alta resolução, até menos de 1 m (TREITZ e HOWARTH, 2000, FRANKLIN et al., 2000). Prova desta relação são os resultados de FRANKLIN et al., (2000), os quais, no contexto de uma classificação hierárquica de composição de espécies, concluíram que a maior precisão foi atingida nas classificações produzidas pela textura de dados de maior resolução, porém de menor nível de detalhe (97%); e que a menor precisão foi obtida para as classificações produzidas por dados de textura de menor resolução espacial e maior nível de detalhe. No estudo destes autores se comprova que, ao aumentar a resolução, a textura provê uma discriminação melhor das classes que a informação espectral.

No estudo de TREITZ e HOWARTH (2000) encontra-se um indicador da vantagem de adicionar descritores texturais na discriminação de classes, relacionado a características dendrométricas dos talhões. Estes autores melhoraram significativamente a discriminação de classes de ecossistemas florestais adicionando a textura usando estatísticos de segunda ordem (Média, Contraste e Correlação) aos dados de refletância de imagens CASI (6 m). Para eles a Média provê maior discriminação entre classes porque não só caracteriza a textura senão também contém informação tonal (espectral). Esses autores sugerem que a combinação da Média e o Contraste contribuem não só a capturar a diferença entre ecossistemas, senão que dentro destes capturam a diferença de número de árvores dos talhões. No entanto, esta diferença é observada entre talhões que apresentam número de árvores muito diferentes (1700 árv/ha e 900 árv/ha).

2. 2.4 Classificação de Imagens

Como fruto da classificação digital obtém-se uma cartografia e inventário das categorias objeto de estudo. A imagem multiespectral converte-se em outra imagem, do mesmo tamanho e características da original, com a importante diferença de que o número digital que define cada pixel não tem relação com a radiância detectada pelo sensor, já que se trata de um rótulo que identifica a categoria consignada a esse pixel. A partir de uma imagem como esta pode-se facilmente gerar cartografia temática, assim como um inventário estatístico do número de pixels - e portanto da superfície - associados a cada categoria (CHUVIECO, 2000).

A classificação digital implica categorizar uma imagem multiespectral. Em termos estatísticos, isto supõe reduzir a escala de medida de uma variável continua (os ND originalmente detectados pelo sensor) a uma escala nominal ou categórica.

Os primeiros ensaios de classificação digital de imagens de satélite basearam-se exclusivamente nos ND que formam a imagem. Como já sabemos, estes ND são uma tradução digital de um fluxo energético recebido pelo sensor para uma determinada banda do espectro. Portanto, uma classificação baseada exclusivamente no ND pode denominar-se classificação espectral. Esta informação nem sempre é capaz de separar coberturas, pois pode haver distintas categorias temáticas com um comportamento espectral similar. Neste caso recomenda-se acudir às outras duas dimensões de informação que contém uma imagem: a espacial e a temporal. No primeiro caso, tentou-se incorporar à classificação o contexto espacial de cada pixel (LATTY et al., 1985; GEMMEL, 1995; RENNO et al., 1997; MADHOK e LANDGREBE, 1999). No segundo, aportaram-se dados sobre sua evolução estacional, muito úteis na discriminação de coberturas vegetais (OLSSON, 1994; MARCELHAS e SOUZA et al., 2000; PARANHOS et al., 2000; PUIG, 2000). Finalmente, pode ocorrer que estas três dimensões sejam insuficientes para separar algumas coberturas, e seja preciso considerar a informação auxiliar (topografia, solos, etc.), processo facilitado pelos sistemas de informação geográfica (WALSH, 1980; COOK et al., 1989).

De acordo com CHUVIECO (2000), até agora os métodos para introduzir o contexto espacial na interpretação digital podem agrupar-se em função da fase da classificação na qual intervêm. Assim, podemos distinguir entre aqueles que geram

bandas texturais prévias à classificação, os que empregam o contexto durante a classificação e os que o consideram depois deste processo com o objetivo de melhorar os resultados.

Conforme o tipo de método utilizado as classificações podem ser supervisionadas ou não supervisionadas. A classificação supervisionada consiste na utilização de amostras de treinamento, ou seja, pixels representativos das classes de interesse. A partir destas, o programa calcula os ND que definem cada classe, sendo então considerada a semelhança de cada pixel da imagem com essa amostra para depois destiná-los a cada classe definida. O conjunto de treinamento para cada classe pode ser estabelecido usando informações de campo, mapas, e fotografias aéreas ou interpretação de composição colorida da imagem. Na classificação não supervisionada os programas de processamento digital de imagens procedem a uma busca automática de grupos de valores homogêneos dentro da imagem.

Os classificadores podem ser ainda divididos em classificadores pixel a pixel e classificadores por regiões.

O método de máxima verossimilhança (MAXVER) é o método de classificação pixel a pixel mais empregado para fazer a partição da imagem em classes, sendo baseado na suposição da distribuição gaussiana dos níveis de cinza dos pixels de cada classe. Isto permite descrevê-la por uma função de probabilidade a partir de seu vetor de médias e matriz de variância-covariância (CHUVIECO, 2000). O procedimento utiliza regras de decisão para calcular a probabilidade para cada pixel da imagem, de pertencer a uma determinada classe.

De acordo com CHUVIECO (2000) este classificador é o mais complexo e o que demanda maior volume de cálculo. No entanto, é o mais empregado em sensoriamento remoto, por ser robusto e por ajustar-se com mais rigor à disposição original dos dados.

2.2.4.1 Classificação multivariada usando imagens de textura

Os classificadores multivariados são geralmente usados sobre dados multispectrais com 2 até 10 ou 12 bandas espectrais (SCHOTT, 1997). Os classificadores são “cegos” à fonte de dados e trabalham sobre qualquer conjunto de dados que se presuma, desde que sejam dados multibanda espacialmente

registrados. Assim, podem ser usadas uma imagem monocromática e numerosas bandas de textura para formar uma imagem multibanda que possa ser classificada. Alternativamente, imagens textura podem ser combinadas com dados multiespectrais para melhorar a precisão da classificação. Quando são utilizados classificadores de máxima verossimilhança deve ser verificado que os supostos de distribuição gaussiana são válidos.

2.2.4.2 Avaliação do desempenho da classificação

Para avaliar o desempenho da classificação é necessário comparar duas fontes de informação: a) a derivada do mapa resultante da classificação e b) a informação de referência ou *test* (a qual pode conter erros). A relação destes dois conjuntos de informações usualmente é resumida em uma matriz de erro (JENSEN, 1996). Os elementos da matriz de erro, também denominada matriz de confusão, expressam o número de unidades amostrais (pixels, grupo de pixels ou polígonos) atribuídos a uma classe particular em relação à classe verdadeira a que pertence cada amostra. Os elementos da diagonal desta matriz representam as amostras corretamente classificadas.

A precisão global ou desempenho médio é definida como a proporção de amostras corretamente classificadas, representada pela razão entre a soma da diagonal da matriz de confusão e a soma de todos os elementos desta matriz (número de amostras classificadas). Uma matriz ideal deve apresentar os valores da diagonal principal próximos a 100% indicando que não houve confusão entre classes. Esta é uma situação difícil em imagens com alvos de características espectrais semelhantes. O desempenho médio tem sido freqüentemente utilizado para avaliar as classificações; no entanto, é reconhecido que apresenta algumas limitações.

O coeficiente *Kappa* representa uma outra forma de avaliar o desempenho da classificação, e tem a vantagem de considerar todos os elementos da matriz de confusão e não somente os elementos da diagonal. Este coeficiente foi originalmente definido por Cohen em 1960 (CONGALTON, 1991). O resultado de realizar uma análise *Kappa* é o estatístico KHAT (uma estimativa de *Kappa*), o qual é calculado como:

$$k = \frac{N \sum_{i=1}^r x_{ii} - \sum_{i=1}^r x_{i+} x_{+i}}{N^2 - \sum_{i=1}^r x_{i+} x_{+i}} \quad (12)$$

Onde r é o número de linhas ou colunas da matriz de confusão; x_{ii} é o número de observações dos elementos da diagonal da matriz; $x_{i+} = \sum_j x_{ij}$ é a soma dos valores da linha i ; $x_{+i} = \sum_j x_{ji}$ é a soma dos valores da coluna i ; e N corresponde ao número total de observações.

Para fins computacionais apresenta-se, com frequência, a seguinte forma equivalente para o coeficiente *Kappa* (ROSENFELD e FITZPATRICK-LINS, 1986; FOODY, 1992; KOUKOULAS e BLACKBURN, 2001):

$$k = \theta_1 - \theta_2 / 1 - \theta_2 \quad (13)$$

$$\theta_1 = 1/N \sum_{i=1}^r x_{ii} \quad (14)$$

$$\theta_2 = 1/N^2 \sum_{i=1}^r x_{i+} x_{+i} \quad (15)$$

onde r , x_{i+} , x_{+i} e N são os mesmos definidos acima.

O *Kappa* assume valores menores ou iguais a 1, podendo inclusive assumir valores negativos. Quando todas as amostras são corretamente classificadas, o coeficiente *Kappa* possui valor 1. Valores pequenos de *Kappa* indicam que a classificação não obteve bons resultados. Multiplicando este coeficiente por 100 pode ser expressa a acurácia da classificação em percentagem (FOODY, 1992; FOODY et al., 1992). Na Tabela 4 figuram os valores do coeficiente *Kappa* e o correspondente conceito do desempenho da classificação.

TABELA 4 - ÍNDICE DO COEFICIENTE KAPPA E O CORRESPONDENTE CONCEITO DO DESEMPENHO DA CLASSIFICAÇÃO

Índice <i>Kappa</i>	Desempenho da classificação
< 0	Péssimo
$0 < k \leq 0,2$	Mau
$0,2 < k \leq 0,4$	Razoável
$0,4 < k \leq 0,6$	Bom
$0,6 < k \leq 0,8$	Muito Bom
$0,8 < k \leq 1,0$	Excelente

FONTE: Tutorial de processamento Digital de Imagens do INPE (2000)

Para avaliar o desempenho da classificação é recomendável analisar os valores de desempenho médio e o coeficiente *Kappa* (LILLESAND e KEIFER, 1994).

3 MATERIAL E MÉTODOS

3.1 LOCALIZAÇÃO DA ÁREA DE ESTUDO

A área de estudo está situada no município de *Colonia Delícia*, na província de Misiones, Nordeste da Argentina.

O clima é subtropical úmido sem estação seca. A precipitação média anual é de 1.750 mm, não existindo uma diferença marcada no decorrer do ano. As temperaturas máximas são de 40 °C e no inverno ocorrem geadas (MARGALOT, 1985).

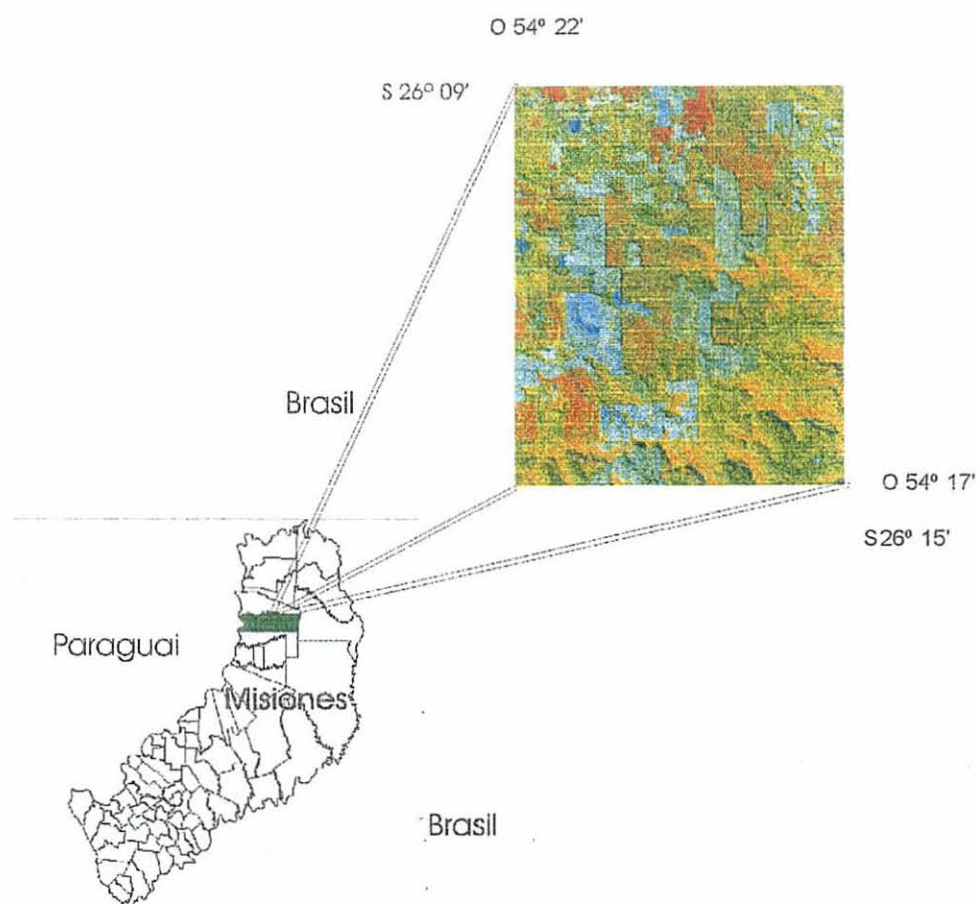
O subsolo é parte do Maciço de Brasília, uma das formações mais antigas do continente. Este basamento cristalino foi coberto por sucessivos mantos de lava basáltica (meláfíros), depositando-se entre as capas areias que formaram rochas sedimentarias (areniscas). A erosão dos meláfíros conforma a rocha chamada laterita, que é a gênese dos *suelos rojos* da região (MARGALOT, 1985).

Fitogeograficamente Misiones pertence à Província Paranaense, distrito das Matas Mistas, segundo descrição de CABRERA (1976). Este distrito ocupa quase toda Misiones exceto uma pequena área denominada Distrito dos Pinhais que possui uma composição semelhante à das Matas Mistas com diferença de que no estrato superior a dominância é do Pinheiro (*Araucaria angustifolia*), (DESCHAMPS et al., 1987).

Na atualidade a região apresenta as seguintes classes de cobertura e uso da terra: floresta nativa primária, floresta plantada principalmente do gênero *Pinus*, em menor proporção *Araucaria* e *Eucalyptus*; agricultura, predominantemente de erva mate; pastagens e “capoeiras” (floresta secundária).

A área de estudo situa-se entre os paralelos 26° 09' e 26° 15' de latitude Sul e meridianos 54° 17' e 54° 22' de longitude Oeste, e a altitude média é de 300 m sobre nível do mar. A localização da área de estudo no contexto da “Província de Misiones” pode ser visualizada na Figura 1.

FIGURA 1- LOCALIZAÇÃO DA ÁREA DE ESTUDO NA PROVÍNCIA DE MISIONES



A fazenda, propriedade da empresa "Toll Maderas", consiste em 1.646,5 ha de plantações florestais, conformadas por 76 talhões do gênero *Pinus* (*Pinus elliottii* e *Pinus taeda*), cuja idade média é 23 anos. Como era habitual na época de estabelecimento destes reflorestamentos utilizaram-se sementes comerciais de procedência desconhecida, resultando em talhões mistos de composição estimada em 80% de *Pinus taeda* e 20% de *Pinus elliottii*

Estes reflorestamentos foram feitos com densidade inicial de 900 plantas por ha. Realizou-se um primeiro desbaste de aproximadamente 50% dos indivíduos aos 7 anos de idade, e posteriormente as plantações não foram manejadas, executando-

se uma segunda intervenção tendo as plantações, em média, 22 anos de idade. Não foram realizadas podas.

Neste tipo de floresta a cobertura do dossel aumenta após o plantio e se fecha ao redor dos 4 anos. Dita cobertura é mantida em níveis relativamente altos variando com relação ao ciclo de intervenções. Como consequência do alto nível de cobertura, há pouca vegetação de sub-bosque.

Na vizinhança da floresta em estudo observou-se uma superfície significativa de cortes rasos e plantações recentes.

3.2 PRODUTOS UTILIZADOS

Imagens orbitais

Utilizou-se uma sub-cena extraída da imagem Órbita/ponto 224-78 do satélite Landsat 7/ETM cobrindo a área de estudo, constituída pelas bandas: 1 - 5, 7 e 8, obtida em 7 de agosto de 2000. Esta imagem foi cedida pela CONAE (*Comisión Nacional de Actividades Espaciales de Argentina*).

Foi utilizado também um recorte de imagem georeferenciada de Landsat 7, obtida em julho de 2000, conformado pelas bandas 3, 4 e 5. Este material, foi cedido pelo *Ministerio de Ecología de la Provincia de Misiones*. A imagem tinha sido corrigida geometricamente com pontos de controle tomados com GPS (Global Positional System) e reamostragem pelo método do vizinho mais próximo.

Cartas e mapas

Empregaram-se também:

- Mapas de talhões, de escala variável e mapa de localização cadastral.
- Cartas planialtimétricas com escala 1:20.000, Folha 2754-3 3B – *Colonia Delicia*, executada por C.A.R.T.A. (*Compañía Argentina de Relevamientos Topográficos y Aerofotogramétricos*)
- Base de dados da propriedade obtida a partir de inventário florestal tradicional realizado pela empresa proprietária, contendo: espécie, ano de plantio, DAP médio, altura média, área basal e volume.

Equipamentos e programas

- Foram utilizados os programas:
- ENVI (*The Environment for Visualizing Images*) Versão 3.2
- ArcView GIS Versão 3.1
- Multispec (*A Multispectral Image Data Analysis System*) - *Purdue Research Foundation*

3.3 METODOLOGIA

3.3.1 Recopilação e Análise dos Dados de Campo

As planilhas utilizadas, providenciadas pela empresa apresentam registros dos valores para cada talhão das seguintes variáveis: densidade (árv./ha), diâmetro médio (cm), altura média (m), área basal (m^2), classe de sítio e volume total sem casca (m^3sc/ha).

Os dados de diâmetro médio, altura média e densidade foram obtidos mediante inventário tradicional, e foram utilizados para o cálculo de área basal, qualidade de sítio e volume sem casca.

O último inventário, com uma intensidade de amostragem de 3%, foi executado entre os meses de fevereiro e outubro de 2000.

Dos 76 talhões, 7 foram excluídos da análise, devido aos trabalhos de desbastes executados após do inventário e antes da data da imagem e outros que foram inventariados após esta data.

A superfície de cada talhão oscilou entre 1 ha e 111,9 ha. Os “talhões” de áreas pequenas operacionalmente formam parte de talhões de superfície maior, mas no presente trabalho foram considerados como talhões diferentes já que por serem remanescentes de intervenções ou estarem separados devido a características do terreno, ruas internas e cursos de água, apresentam condições diferentes. Os talhões foram considerados da mesma idade, já que se estas são muito próximas, não apresentam diferenças de respostas espectrais (MATOS, 1993).

A seguinte tabela apresenta os valores médios das variáveis dendrométricas determinadas no inventário florestal utilizadas no presente trabalho.

TABELA 5 – VALORES MÉDIOS DAS VARIÁVEIS DENDROMÉTRICAS DO INVENTÁRIO FLORESTAL UTILIZADAS (69 TALHÕES)

	Média	Desvio padrão	Mínimo	Máximo
Densidade (árv./ha)	290,81	91,67	119,00	547,00
G (m ²)	28,18	6,78	12,00	41,90
DAP médio (cm)	36,15	2,25	30,90	39,80
Altura média (m)	27,79	1,74	22,20	30,50
Volume s/c (m ³ sc/ha)	316,35	83,97	124,30	514,40

Com a finalidade de estabelecer as relações entre as variáveis dendrométricas das plantações, foram calculados os coeficientes de correlação linear simples entre elas.

3.3.2 Elaboração do Banco de Dados Georeferenciado

Para a elaboração do banco de dados georeferenciado, a delimitação dos talhões foi realizada em uma combinação de sistema de processamento de imagem / sistema de informação geográfica através de interpretação visual do segmento de imagem Landsat 7/ETM e delineamento interativo dos talhões na tela do computador, utilizando-se planos dos mesmos para apoiar a tarefa. A imagem usada para executar esta etapa do trabalho foi o segmento da imagem já georeferenciada composto das bandas 3, 4 e 5.

Para facilitar o delineamento de talhões melhorando a visualização na tela, foram aplicados o realce linear e o realce por raiz quadrada às bandas originais da imagem multiespectral; isso permitiu acentuar os contrastes e, em particular, propiciar um realce maior nas áreas escuras da imagem mediante a função raiz quadrada. Depois foi selecionada a composição colorida 4R/5G/3B. Os delineamentos foram feitos a uma distância aproximada de um pixel do limite para diminuir os efeitos de borda nos tratamentos posteriores (RIPPLE et al.,1991; ARDÖ, 1992).

3.3.3 Pré-Processamento das Imagens

Uma subcena correspondente à área de estudo foi extraída da imagem Landsat 7/ETM obtendo-se um conjunto de 400 x 500 pixels, para as bandas: 1- 5, e 7; e de 800 x 1000 pixels para a banda pancromática (PAN).

Realizaram-se dois procedimentos de pré-processamento da imagem utilizada:

- a) conversão dos níveis de cinza a refletância exo-atmosférica;
- b) correção geométrica.

Não foram realizadas correções atmosféricas nem correções topográficas. As correções topográficas foram consideradas desnecessárias conforme às características do relevo da área do estudo; no entanto, as correções atmosféricas são estritamente necessárias para a comparação de imagens de diferentes datas e sensores (HALL et al., 1991)

A transformação a refletância exo-atmosférica foi efetuada para todas as bandas da imagem; para tanto, as bandas foram inicialmente convertidas a radiância e logo a refletância, conforme o procedimento descrito por CHUVIECO (2000).

As imagens originais, bem como as de refletância, foram posteriormente registradas. A imagem multiespectral foi registrada pelo método imagem-imagem tomando a imagem georeferenciada de Landsat 7/ETM como referência. Foi gerada uma imagem multiespectral de 15 m de resolução por reamostragem da original (resolução: 30 m), que foi usada como base para o registro da banda pancromática também pelo método imagem-imagem. Esta imagem multiespectral reamostrada para 15 m foi gerada para ser utilizada em conjunto com a banda pancromática.

Para o ajuste das coordenadas foram usados 10 a 12 pontos de controle utilizando um polinômio de 1º grau.

Todos os registros foram realizados pelo método de vizinho mais próximo de modo a preservar o conteúdo espectral dos dados, com um erro RMS (*Root Mean Square*) de 0,4 pixels para a imagem multiespectral e de 0,83 para a banda pancromática, ambas originais, e de 0,35 e 0,71 pixels para as imagens refletância multiespectral e pancromática, respectivamente.

3.3.4 Medição de Textura

A textura foi escolhida como medida para capturar informação espacial da imagem devido a que pode ser rapidamente incorporada a uma variedade de esquemas de processamento de imagens.

3.3.4.1 Seleção da banda

Nos casos em que se trabalha com bandas de uma única resolução espacial, utiliza-se habitualmente como critério de seleção para o cálculo da textura a banda com maior variação espacial dos níveis de cinza (CHEN, 1996). No entanto, a banda PAN da imagem Landsat 7, utilizada neste trabalho, apresenta uma resolução espacial maior que as bandas multiespectrais e, por isto, esperou-se que contenha maior informação nesse domínio que as mesmas. Como um dos objetivos do presente estudo é testar essa hipótese, os cálculos de textura realizados através da matriz de co-ocorrência foram feitos a partir da banda PAN, a partir da falsa banda PAN (gerada pela adição das bandas da imagem multiespectral correspondentes ao intervalo espectral da PAN), e a partir da banda ETM4.

3.3.4.2 Seleção dos descritores

As medidas utilizadas neste estudo foram selecionadas considerando as analisadas em trabalhos anteriores (FRANKLIN e PEDLE, 1989 e 1990; KUSHWAHA et al., 1994; CHEN, 1996; FRANKLIN et al., 2000; TREITZ e HOWARTH, 2000) e outras que foram definidas após analisar visualmente as bandas geradas a partir destas. Assim, a partir das bandas selecionadas foram geradas 8 bandas texturais originadas por descritores de co-ocorrência: Média (**Med**), Variância (**Var**), Homogeneidade (**Hom**), Contraste (**Con**), Dissimilaridade (**Dis**), Entropia (**Ent**), Momento angular de Segunda Ordem (**MAS**) e Correlação (**Cor**).

O Contraste é uma medida da quantidade de variação local presente na imagem (HARALICK e SHANMUGAM, 1974). De acordo com Barber (1989)¹⁰, citado por TREITZ e HOWARTH (2000), o contraste é a medida que é associada com a média da diferença entre pixels vizinhos e é sensível ao desvio padrão mas não a média. Uma imagem de baixo contraste resulta em uma concentração de valores ao redor da diagonal da MCNC e, conseqüentemente, um baixo valor para o estatístico contraste (Baraladi e Pergamini, 1995¹¹, citado por TREITZ e HOWARTH, 2000).

A Homogeneidade local ou Momento de diferença inversa MDI e o contraste são medidas inversas (WELCH et al., 1990).

A Entropia é uma medida da variabilidade absoluta (FRANKLIN e PEDLE, 1989); é definida por WELCH et al., (1990) como uma medida de desordem na cena, sendo maior para níveis de cinza igualmente distribuídos e menor quando estes estão distribuídos desigualmente. Esta medida é denominada de *randomness* por KUSHWAHA et al., (1994).

De acordo com Barber (1989), citado TREITZ e HOWARTH (2000), a estatística Correlação é análoga à correlação de Pearson e é sensível à correlação entre os valores de cinza e a função de densidade da probabilidade para cada par de níveis de cinza. O estatístico de textura correlação é sensível à média e ao desvio padrão. Para HARALICK e SHANMUGAM (1974) a correlação é uma medida da dependência linear dos níveis de cinza na imagem.

Na revisão foram apresentadas as equações dos descritores MAS, MDI e Entropia. A seguir são apresentadas as equações que definem os restantes descritores utilizados:

Contraste:

$$\sum_{n=0}^{Ng-1} n^2 \left[\sum_{i=1}^{Ng} \sum_{j=1}^{Ng} p(i, j) \right] \quad (16)$$

¹⁰ BARBER, D. **Texture Measures for SAR Sea Ice Discrimination: An Evaluation of Univariate Statistical Distributions.** Earth – Observations Laboratory, Institute for Space and Terrestrial Science Technical Report; ISTS-EOL-TR89_005_ Department of Geography, University of Waterloo, Ontario, Canada ,1989. 56p.

¹¹ BARALADI, A.; PERGAMINI, F. An investigation of the textural characteristics associated with gray level co-occurrence matrix statistical parameters. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v.33, n.2, p.293-304, 1995.

Correlação:

$$\frac{\sum_i \sum_j ijp(i, j) - \mu_x \mu_y}{\sigma_x \sigma_y} \quad (17)$$

Média:

$$\sum_{i=2}^{2N_g} ip_{x+y}(i) \quad (18)$$

Variância:

$$\sum_i \sum_j (i - \mu)^2 p(i, j) \quad (19)$$

Onde: $p(i, j)$ é a i, j -ésima célula da matriz; N_g e o número de distintos níveis de cinza na imagem quantizada; μ_x , μ_y , σ_x e σ_y são, respectivamente, as médias e desvios padrão de p_x e p_y (HARALICK e SHANMUGAM, 1974).

3.3.4.2.1 Definição dos parâmetros da MCNC

Para a seleção do tamanho da janela móvel foram comparadas as separabilidades das categorias definidas mas adiante, na seção 3.3.5.1, medidas através do índice de divergência transformada para uma série de tamanhos de janela. Isto é, foram criadas bandas texturais utilizando janelas de: 3x3, 5x5, 7x7, 9x9, 11x11 e 25x25 pixels e foram comparadas as separabilidades de cada uma destas, usando uma única banda, todas as bandas, assim como as melhores combinações de 2 e 3 bandas texturais.

A janela que apresentou uma melhor separabilidade média foi a janela de 25x25 pixels (15 m), usando-se uma janela móvel de 13x13 pixels para a falsa PAN. Ambas janelas seriam aproximadamente equivalentes em terreno. Janelas grandes foram escolhidas em estudos anteriores. FRANKLIN e PEDLE (1990), trabalhando com imagens de resolução espacial aproximada (imagens multiespectrais do SPOT HRV), selecionaram uma janela de 21x21 pixels depois da análise visual de várias alternativas de tamanho de janela móvel. Na Tabela 6 são apresentadas as

separabilidades médias medidas pela divergência transformada das janelas testadas.

TABELA 6 - VALOR MÉDIO DO ÍNDICE DE DIVERGÊNCIA TRANSFORMADA PARA DIFERENTES TAMANHO DE JANELA DA MCNC

Tamanho da janela	Divergência transformada
3x3	427
5x5	447
7x7	635
9x9	1251
11x11	1417
25x25	1870

O método mais eficiente para determinar o tamanho apropriado da janela móvel para analisar a textura de imagens é o semivariograma (Woodcok et al., 1988¹² mencionados por FRANKLIN e PEDLE, 1989). Este tamanho é definido pelo intervalo de amostragem, a partir do qual a semivariância atinge um patamar e mantém-se constante; devido a que nos programas utilizados não é possível realizar essa análise, a janela apropriada foi selecionada no presente trabalho da maneira descrita anteriormente.

Foi escolhida uma única orientação para o cálculo da MCNC, sendo esta a orientação horizontal (0°). Quando é assumida a isotropia da cobertura, alguns autores consideram que qualquer direção escolhida para extrair a informação textural deve apresentar o mesmo resultado (CHEN, 1996).

Foi usado o deslocamento de 1 pixel, para o cálculo da MCNC. Este deslocamento é o mais freqüentemente utilizado na literatura (MARCEAU et al., 1990; CHEN, 1996; FRANKLIN et al., 2000). Além disso, conforme TREITZ e HOWARTH (2000), o deslocamento é selecionado na base da escala (*coarseness or fineness*) da textura presente na imagem. Esses autores consideram que para superfícies de textura fina é conveniente uma curta distância interpixel, enquanto que distâncias grandes são apropriadas para superfícies de textura grossa. No entanto, normalmente existe uma variedade de graus de textura dentro de uma

¹² WOODCOK, C. E.; STRAHLER, A. H.; JUPP, D. L. The use of variograms in remote sensing II. Scene models and simulates images. **Remote Sensing of Environment**, v25, p. 323-348, 1988.

imagem, pelo que uma distância de 1 pixel é válida para diferentes condições de textura.

As bandas texturais criadas foram normalizadas a 256 níveis de cinza usando uma transformação linear (este procedimento foi usado por outros autores, como MARCEAU et al., 1990)

3.3.5 Classificações das Imagens

Foram classificadas a imagem *Espectral* original e as imagens denominadas *Textural* e *Espectrais-Texturais*, geradas pela adição das bandas originadas por cada descritor textural às bandas espectrais.

Foram geradas três imagens *Espectrais-Texturais*, uma delas utilizando as 8 bandas de textura originadas a partir da banda PAN e a imagem espectral (bandas 1 a 5, e 7) reamostrada a 15 m, uma segunda com as 8 bandas texturais geradas a partir da falsa banda PAN mais a imagem espectral original (6 bandas), e a última gerada com as 8 bandas texturais geradas a partir da banda ETM4 mais a imagem espectral original.

Foi aplicada uma máscara elaborada utilizando as informações georeferenciadas dos talhões, para classificar somente o povoamento objeto de estudo (JOHNSTON et al., 1997). As imagens foram classificadas usando o método de classificação supervisionada pixel a pixel por máxima verossimilhança com limiar de 95%.

3.3.5.1 Seleção da amostra

Cada talhão foi considerado como sendo uma unidade amostral. Para a seleção da amostra, em uma primeira etapa foram agrupados os talhões de acordo com o volume em 4 classes de intervalo diferente. Através da análise de variância foi testada a existência de diferenças significativas entre as classes definidas.

Na Tabela 7 são resumidas as características de cada categoria, e na Tabela 8 são apresentados os resultados da ANOVA.

TABELA 7 - NÚMERO DE TALHÕES E ESTATÍSTICAS DESCRITIVAS PARA CADA CLASSE DE VOLUME (Valores em m³sc/ha)

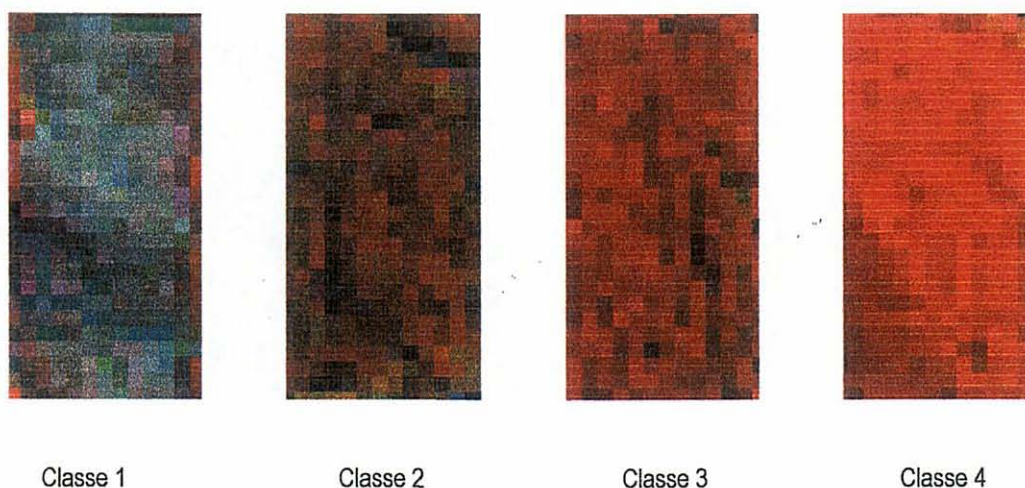
Classe	Nº de talhões	Média	Desvio Padrão	Mínimo	Máximo
1	6	187,16	32,68	124,3	205,2
2	31	267,65	29,70	217,26	299,6
3	22	354,45	24,33	313,9	396,9
4	10	462,43	31,45	424,7	514,4

TABELA 8 - ANÁLISE DE VARIÂNCIA PARA AS CLASSES DE VOLUME

Fonte de variação	SQ	gl	QM	F	Valor p	F crítico
Entre grupos	419.000,7	3	139.666,9	170,85	9,04E-31	2,75
Dentro de grupos	53.135,6	65	817,5			
Total	472.136,3	68				

Para diminuir o grau de arbitrariedade que existe neste tipo de delineamento de categorias, procurou-se que estes limites coincidisse com cortes naturais (*natural breaks*) entre os dados utilizados (segundo recomendações de CONGALTON, 1991). Esta definição foi apoiada pela observação visual das propriedades das categorias nas imagens. Na figura 2 são apresentadas as características visuais das classes 1 a 4, em uma composição colorida 4R/5G/3B.

FIGURA 2 - CARACTERÍSTICAS DAS CLASSES 1 A 4 (COMPOSIÇÃO 4R/5G/3B, PIXEL = 30M)



O conjunto de dados de campo foi dividido em dois grupos, o primeiro dos quais foi utilizado como amostra de treinamento para realizar as classificações, e o

segundo grupo para testar as classificações; a composição de cada grupo é apresentada na Tabela 9. A seleção das unidades (talhões) de cada grupo foi realizada arbitrariamente procurando distribuí-las uniformemente em toda a área.

TABELA 9 - NÚMERO DE TALHÕES E PIXELS* USADOS PARA TREINAMENTO E AVALIAÇÃO DAS CLASSIFICAÇÕES EM 4 CLASSES DE VOLUME

Classe	Para treinamento		Para Teste	
	Talhões	Pixels	Talhões	Pixels
1	3	507	3	581
2	15	2.806	15	3.443
3	13	3.018	11	3.948
4	5	1.321	4	311
Total	36	7.742	33	8.283

* O número de pixels corresponde à imagem multiespectral de 30 m de resolução espacial

Em uma segunda etapa, após analisar gráfica e estatisticamente estes resultados preliminares, foram fusionadas as classes em duas categorias de volume: a primeira categoria agrupando os talhões com menos 300 m³ de volume (classes 1 e 2), e a segunda os talhões de mais de 300 m³ de volume (classes 3 e 4). A seguinte tabela resume a composição da amostra de treinamento e teste.

TABELA 10 - NÚMERO DE TALHÕES E PIXELS* USADOS PARA TREINAMENTO E AVALIAÇÃO DAS CLASSIFICAÇÕES EM 2 CLASSES DE VOLUME

Classe	Para Treinamento		Para Teste	
	Talhões	Pixels	Talhões	Pixels
A	18	3.313	18	4.024
B	18	4.429	15	4.259
Total	36	7.742	33	8.283

* O número de pixels corresponde à imagem multiespectral de 30 m de resolução espacial

3.3.5.2 Seleção da melhor combinação de bandas

As classificações foram executadas para: *a)* cada imagem completa (todas as bandas), *b)* usando as melhores combinações de 3, 4, 5 e 6 bandas, e *c)* acrescentando em forma arbitrária à melhor combinação de três bandas espectrais, algumas das medidas de textura (Correlação, Entropia e Momento Angular de

Segunda ordem), utilizadas em outros estudos, com a finalidade de analisar a contribuição destes descritores.

Para a seleção das melhores combinações de bandas, foi analisada a separabilidade das amostras medida através dos índices de Divergência Transformada (DT) (MAUSEL et al., 1990) e Distância de Bhattacharyya, calculados a partir das amostras de treinamento. Ambos índices são fornecidos diretamente pelo programa Multispec.

Para cada combinação da imagem textural-espectral foram selecionadas as que contavam com no mínimo uma banda espectral, mesmo que não ocupasse o primeiro lugar da lista. Quando não coincidiu a categorização para as diferentes medidas de separabilidade optou-se pela primeira na lista de DT, se essa combinação se encontrava também entre as 10 primeiras conforme a distância de Bhattacharyya. Quando a melhor combinação dada com a DT não se encontrou na lista das 10 melhores por índices Bhattacharyya, testaram-se as combinações sugeridas por ambas medidas e logo se selecionou a classificação com melhor desempenho.

Para a seleção dos descritores de textura a serem usados na classificação, Rosenblum (1990)¹³, citado por SCHOTT (1997), descreve um método semelhante ao descrito por Swain (1978)¹⁴, também citado por SCHOTT (1997), para selecionar bandas espectrais, e que tem um comportamento comparável com a Divergência Transformada. No entanto, não contando com programas que realizem esse cálculo, a separabilidade foi medida considerando as bandas de textura como espectrais.

O procedimento de seleção de bandas foi executado primeiramente com as amostras de treinamento das quatro classes de volume, e logo repetido para as amostras correspondentes às duas classes de volume geradas pela fusão das classes 1 e 2, e classes 3 e 4.

Foram geradas ao todo 38 imagens classificadas, 4 classificações a partir das bandas espectrais, uma com todas as bandas de textura e 8 a partir da imagem *espectral-textural* com as bandas de textura medidas na banda PAN, totalizando 13 para cada agrupamento de volume. Ou seja, primeiro se realizaram as classificações

¹³ ROSENBLUM, W. **Optimal Selection of Textural and Spectral Features for Scene Segmentation**. NY. 1990. Master thesis, Center for Imaging Science, Rochester Institute of technology, Rochester

¹⁴ SWAIN, P. H. Fundamentals of pattern recognition in remote sensing. In: SWAIN P.H. and DAVIS, eds. **Remote Sensing: The Quantitative Approach**. New York: McGraw-Hill, 1978

em quatro classes de volume, e depois foram repetidas para duas classes de volume. Além dessas, foram geradas 12 classificações a partir das imagens *espectrais-texturais* de 30 m para compará-las com cada uma das originadas a partir da imagem *espectral-textural* de 15 m que tiveram melhor resultado para cada classe de volume. Considerou-se desnecessário repetir todas as classificações testadas utilizando as bandas texturais geradas a partir da PAN, optando-se por repetir somente a classificação que melhor discriminou cada uma das classes.

No quadro 1 se resumem as classificações testadas para cada imagem.

QUADRO 1 – CLASSIFICAÇÕES REALIZADAS A PARTIR DAS IMAGENS ESPECTRAIS, TEXTURAL E ESPECTRAIS-TEXTURAIS (de 15 e 30 m de resolução)

Imagem	Classificações testadas
<i>Espectral</i> (6 bandas) Pixel = 30 m	<ol style="list-style-type: none"> 1. Utilizando todas as bandas 2. Utilizando três bandas 3. Utilizando quatro bandas 4. Utilizando cinco bandas
<i>Textural</i> (8 bandas)	Utilizando todas as bandas de textura
<i>Espectral- Textural</i> (14 bandas) pixel = 15 m Textura medida na PAN	<ol style="list-style-type: none"> 1. Utilizando todas as bandas 2. Utilizando três bandas 3. Utilizando quatro bandas 4. Utilizando cinco bandas 5. Utilizando seis bandas 6. Utilizando três bandas espectrais + Cor 7. Utilizando três bandas espectrais + Ent 8. Utilizando três bandas espectrais + MAS
<i>Espectral-Textural</i> (14 bandas) Pixel = 30 m Textura medida na “falsa PAN”	<ol style="list-style-type: none"> 1. Utilizando a combinação que discriminou melhor a classe 1 (menos de 205 m³) 2. Utilizando a combinação que discriminou melhor a classe 2 (205-300 m³) 3. Utilizando a combinação que discriminou melhor a classe 3 (300-400 m³) 4. Utilizando a combinação que discriminou melhor a classe 4 (mais de 400 m³) 5. Utilizando a combinação que discriminou melhor a classe A (menos de 300 m³) 6. Utilizando a combinação que discriminou melhor a classe B (mais de 300 m³)
<i>Espectral-Textural</i> (14 bandas) Pixel = 30 m Textura medida na banda ETM4	<ol style="list-style-type: none"> 1. Utilizando a combinação que discriminou melhor a classe 1 (menos de 205m³) 2. Utilizando a combinação que discriminou melhor a classe 2 (205-300 m³) 3. Utilizando a combinação que discriminou melhor a classe 3 (300-400 m³) 4. Utilizando a combinação que discriminou melhor a classe 4 (mais de 400 m³) 5. Utilizando a combinação que discriminou melhor a classe A (menos de 300 m³) 6. Utilizando a combinação que discriminou melhor a classe B (mais de 300 m³)

3.3.5.3 Avaliação do Desempenho das Classificações

As classificações foram avaliadas a partir da análise da matriz de confusão, desempenho médio, e índice *Kappa*.

3.3.6 Correlação

Foi determinada a relação existente entre as variáveis dendrométricas e digitais, tanto espectrais quanto espaciais.

Para executar a extração dos dados da imagem correspondentes a cada talhão, foi sobreposto o arquivo vetorial contendo a informação dos talhões nas imagens utilizadas. Foram extraídos os valores médios de refletância de cada banda refletiva do sensor e da banda pancromática, assim como de bandas texturais geradas a partir desta banda, para cada talhão. Correlacionaram-se estes dados com os valores das variáveis dendrométricas.

Os 69 talhões utilizados incluíram um número de entre 12 e 1289 pixels para a imagem de 30 m de resolução e de 48 e 5156 pixels para a banda pancromática com resolução espacial de 15 m.

3.3.7 Estimativa do Volume por Análise de Regressão

Foi examinada a relação entre o volume e os dados de refletância da imagem usando análise de regressão linear simples e múltipla, considerando-se cada talhão como uma unidade amostral.

Para ambos métodos de regressão a amostra foi dividida em dois grupos de talhões selecionados ao acaso. Um grupo foi utilizado para o ajuste dos modelos e o segundo para avaliar os resultados dos mesmos (validação).

Para análise da regressão linear foram excluídos dois talhões (*outliers*), como consequência do exame da dispersão dos dados. Um dos *outliers* era um talhão muito pequeno resultante de uma subdivisão, fato que provavelmente ocasionou a inclusão de pixels correspondentes a ruas com resposta de solo sem cobertura durante sua delimitação. O segundo talhão corresponde a um remanescente de uma

área sujeita a desbastes na data de aquisição da imagem; portanto, possivelmente esteja incluindo pixels onde a plantação apresentava uma densidade menor.

Foi executada a regressão linear simples do volume sobre a banda de refletância que apresentou melhor grau de correlação com esta variável.

Modelo:

$$y = b_0 + b_1 x$$

sendo:

$$y = \text{vol. s/c (m}^3/\text{ha)}$$

x = valores de refletância da banda melhor correlacionada com o volume.

b_0 e b_1 = coeficientes da regressão

Além da análise de regressão simples, foi efetuada uma análise de regressão múltipla, visando avaliar a utilização conjunta dos dados de refletância, e as medidas de textura originadas a partir da banda PAN.

$$y = b_0 + b_1 x_1 + b_2 x_2 + b_3 x_3 + \dots + b_n x_n$$

No modelo acima tem-se que:

$$y = \text{vol. s/c (m}^3/\text{ha)}$$

x = valores de refletância das bandas e de textura da banda PAN.

A análise do ajuste das equações de regressão foi feita com base no Coeficiente de Determinação (R^2), no Erro Padrão Residual (S_{yx}) e no teste F no nível de significância de 5% de probabilidade (SCHNEIDER, 1997). Os coeficientes da regressão foram avaliados através do teste de "t" de Student com o mesmo nível de significância. A análise de regressão foi efetuada utilizando-se o pacote estatístico STATISTICA versão 5.1.

Os modelos foram avaliados utilizando o grupo independente de dados, mencionado anteriormente. Assim, a capacidade de predição destes modelos foi avaliada através do valor de correlação entre os valores estimados usando os modelos e os valores observados a partir da amostra de validação, do Erro padrão

da estimativa, e da medida de viés (*bias*) denominada de diferença agregada (DA) (PRODAN et al., 1997). Esta medida é simplesmente uma medida da superestimativa ou subestimativa do modelo. A expressão da diferença agregada é:

$$DA = \sum (y_o - y_e) / n$$

y_o = volume observado

y_e = volume estimado

Na Figura 3 pode ser observado o fluxograma da metodologia utilizada.

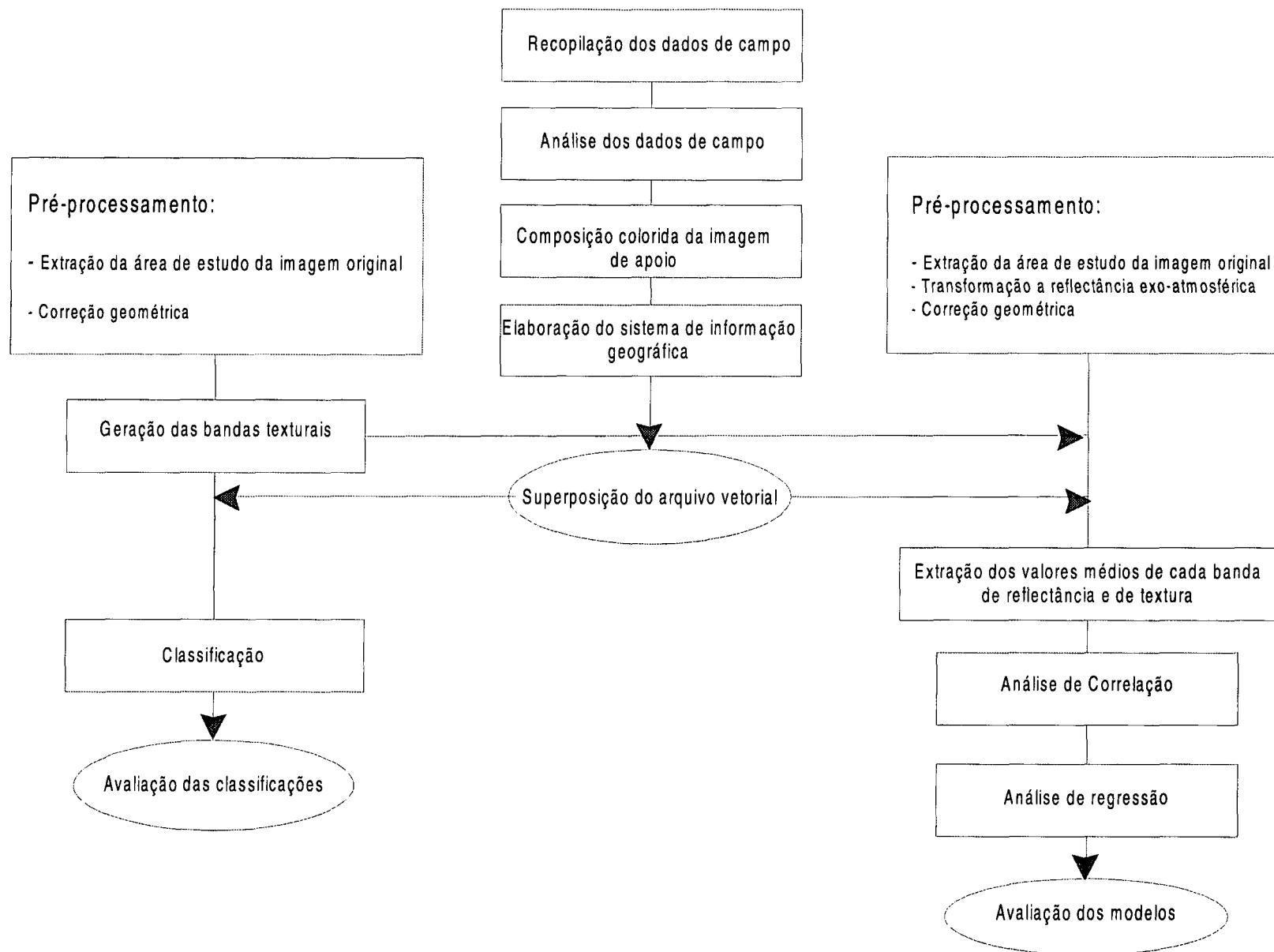


FIGURA 3 – FLUXOGRAMA DA METODOLOGIA UTILIZADA

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

4.1 ANÁLISE DOS DADOS DE CAMPO

A análise da relação entre as variáveis de terreno dos talhões (Tabela 11) mostrou quais várias estão inter-relacionadas. O número de árvores mostrou uma relação inversa com a média do diâmetro à altura do peito (DAP) (-0,760), não apresentando correlação com a altura média. O volume esteve alta e positivamente correlacionado com o número de árvores (0,856) e a área basal (G) (0,900); enquanto que apresentou uma correlação negativa com o diâmetro médio (-0,434). A altura teve uma relação altamente significativa com o DAP (0,356) e significativa com o volume s/c (0,312).

TABELA 11 - COEFICIENTES DE CORRELAÇÃO ENTRE AS VARIÁVEIS DENDROMÉTRICAS

(N = 67)

	<i>Nº de árvores</i>	<i>G</i>	<i>DAP médio</i>	<i>Altura média</i>	<i>Volume S/C</i>
<i>Nº de árvores</i>	1,000				
<i>G</i>	0,900**	1,000			
<i>DAP médio</i>	-0,760**	-0,539**	1,000		
<i>Altura média</i>	-0,087	0,055	0,356**	1,000	
<i>Volume S/C</i>	0,856**	0,881**	-0,434**	0,312*	1,000

* significativo a 95%

** significativo a 99%

4.2 RESULTADOS DAS CLASSIFICAÇÕES

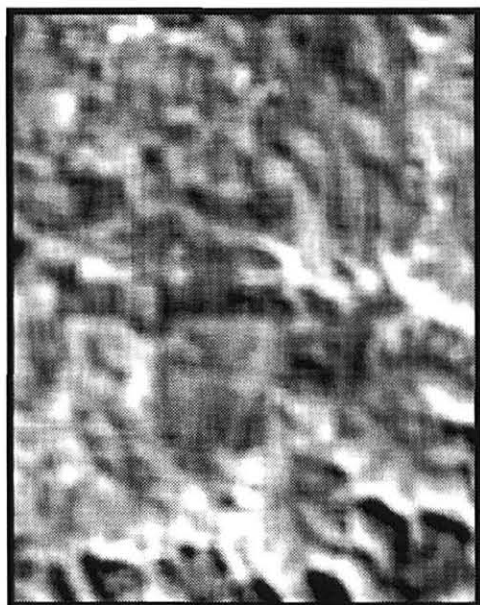
Para facilitar a análise e discussão dos resultados, primeiramente é apresentada uma figura do arquivo vetorial dos talhões sobreposto à composição colorida 4R/5G/3B. Com a finalidade de ilustrar os resultados das classificações foram selecionados alguns setores de este conjunto.

FIGURA 4 - ARQUIVO VETORIAL DOS TALHÕES, SOBREPOSTO À COMPOSIÇÃO COLORIDA 4R/5G/3B

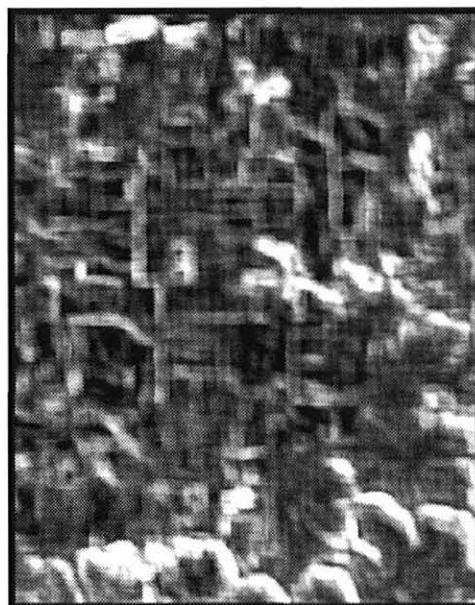


Com o propósito de analisar os resultados da adição das bandas texturais são também apresentadas figuras das bandas geradas (Figura 5).

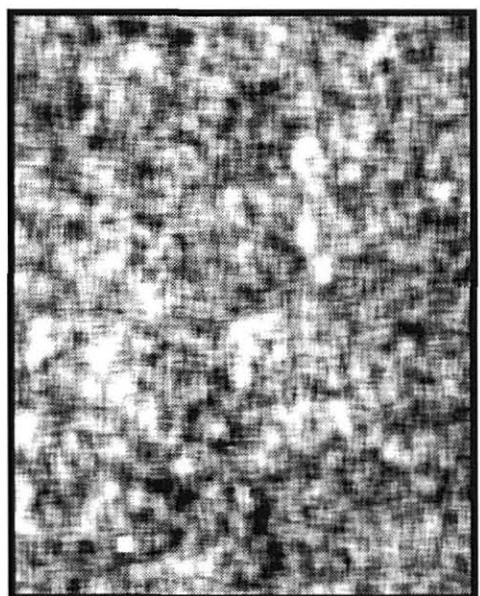
FIGURA 5 – BANDAS TEXTURAIS GERADAS A PARTIR DA BANDA PAN



Media



Variância

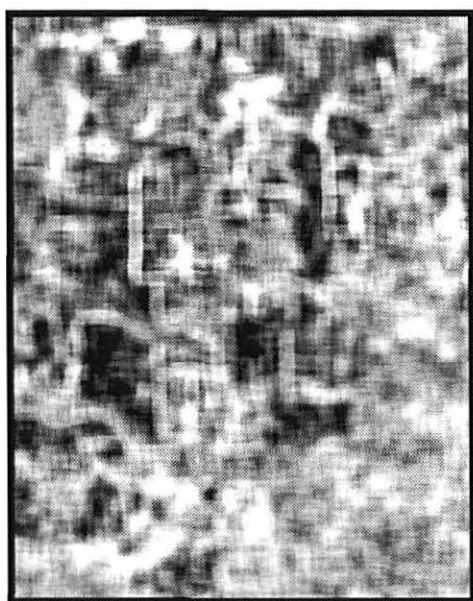


Homogeneidade

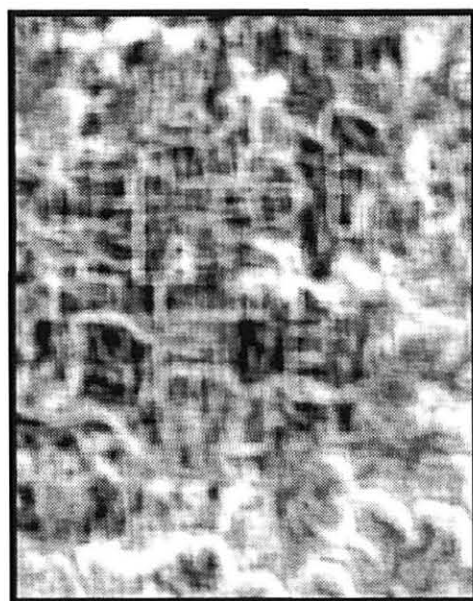


Contraste

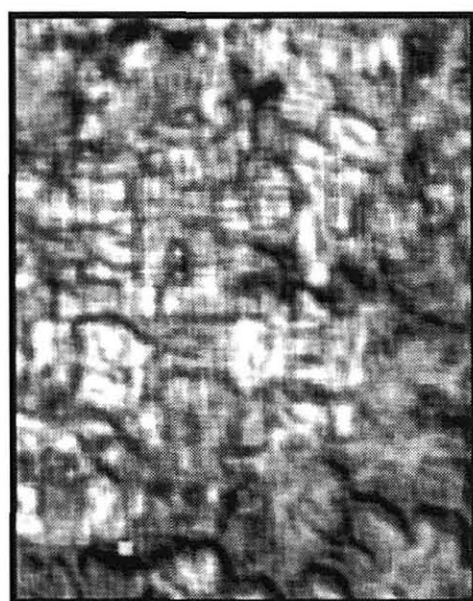
FIGURA 5 – Continuação ...



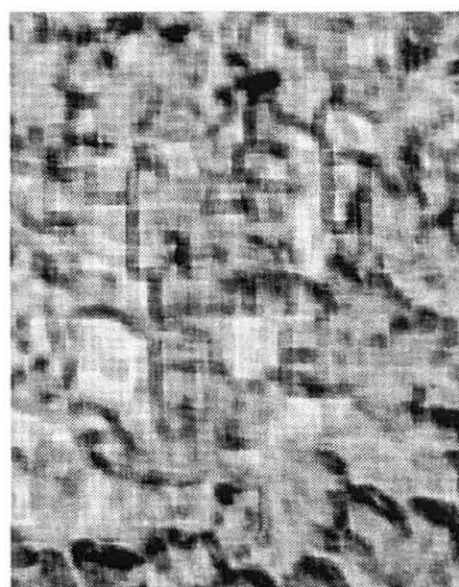
Dissimilaridade



Entropia



Momento Angular de Segunda Ordem



Correlação

Como se pode observar nas imagens das bandas texturais geradas, algumas parecem não apresentar informação que permitam a discriminação desejada; em outras já é possível observar visualmente algumas diferenças.

Na Tabela 12 se apresenta uma listagem das imagens classificadas em quatro classes de volume, com a descrição das bandas utilizadas, as que foram escolhidas da maneira descrita na metodologia.

TABELA 12 – CARACTERÍSTICAS E DENOMINAÇÃO DAS CLASSIFICAÇÕES TESTADAS (4 CLASSES DE VOLUME)

Denominação da imagem	Descrição (bandas usadas para a classificação)
<u><i>Espectral</i></u>	
ESP1	Todas as bandas espectrais (30 m)
ESP2	Bandas 1, 4, 5 (30 m)
ESP3	Bandas 2, 3, 4, 5 (30 m)
ESP4	Bandas 1, 2, 3, 4, 5 (30 m)
<u><i>Textural</i></u>	
TEX1	Todas as bandas de textura a partir da PAN (15 m)
<u><i>Espectral- Textural</i></u>	
ESPTX1	Todas as bandas espectrais e de textura da PAN (15 m)
ESPTX2	Banda 4, Variância e Entropia da PAN (15 m)
ESPTX3	Banda 3, Média, Variância e Correlação da PAN (15 m)
ESPTX4	Banda 4, Média, Variância, Entropia e Correlação da PAN (15 m)
ESPTX5	Banda 4, Média, Variância, Dissimilaridade, Entropia e Correlação da PAN (15 m)
ESPTX6	Bandas 1, 4, 5 e Correlação da PAN (15 m)
ESPTX7	Bandas 1, 4,5 e Entropia da PAN (15 m)
ESPTX8	Bandas 1, 4,5 e MAS da PAN (15 m)
ESPTX1F	Todas as bandas espectrais e de textura da "falsa PAN" (30 m)
ESPTX3F	Banda 3, Média, Variância e Correlação da "falsa PAN" (30 m)
ESPTX4F	Bandas 4, Média, Variância; Entropia e Correlação da "falsa PAN" (30 m)
ESPTX6F	Bandas 1, 4, 5 e Correlação da "falsa PAN" (30 m)
ESPTX1IR	Todas as bandas espectrais e de textura da banda ETM4(30 m)
ESPTX3IR	Banda 3, Média, Variância e Correlação da banda ETM4 (30 m)
ESPTX4IR	Bandas 4, Média, Variância; Entropia e Correlação da banda ETM4 (30 m)
ESPTX6IR	Banda 3, Média, Variância e Correlação da banda ETM4 (30 m)

Como se observa na Tabela 12, as medidas Homogeneidade e Contraste não foram escolhidas para nenhuma das combinações testadas, estando presentes somente nas classificações nas que se utilizaram todas as bandas espectrais e texturais (**ESPTX1**), e para a classificação denominada textural (**TEX1**).

Os resultados das classificações são resumidos na Tabela 13. Comparando os valores de precisão global se observa que nenhuma das classificações realizadas a partir das bandas espectrais gerou bons resultados, sendo estes não maiores a 47% e com índice *Kappa* de 0,20 a 0,22.

TABELA 13 – VALORES DE DESEMPENHO MÉDIO, COEFICIENTE KAPPA, E PERCENTAGEM DE CLASSIFICAÇÕES CORRETAS PARA CADA CLASSES (4 CLASSES DE VOLUME)

Imagem	Percentagem de classificações corretas por classe (%)				Desempenho Médio (%)	Coeficiente Kappa (K)
	1	2	3	4		
<i>Spectral</i>						
ESP1	28,40	38,60	56,43	32,80	46,2	0,20
ESP2	30,12	43,54	53,39	30,87	46,8	0,22
ESP3	28,40	40,05	54,36	36,33	45,9	0,21
ESP4	28,57	38,98	54,51	36,01	45,5	0,20
<i>Textural</i>						
TEX1	14,26	50,77	23,52	56,24	35,5	0,09
<i>Spectral- Textural</i>						
ESPTX1	13,30	58,32	35,27	55,83	44,2	0,20
ESPTX2	30,92	38,08	35,40	48,11	36,7	0,11
ESPTX3	14,22	40,96	13,41	71,67	27,1	0,08
ESPTX4	45,79	33,01	15,41	67,81	26,8	0,08
ESPTX5	16,75	36,30	19,91	71,25	28,4	0,07
ESPTX6	27,78	39,53	58,27	22,05	47,0	0,21
ESPTX7	35,02	38,01	55,35	17,35	45,3	0,19
ESPTX8	43,74	36,22	57,19	14,67	46,0	0,20
ESPTX1F	31,15	41,71	32,09	31,51	36,00	0,14
ESPTX3F	40,79	29,31	42,98	62,70	37,9	0,18
ESPTX4F	53,18	29,02	15,37	67,85	25,7	0,11
ESPTX6F	32,36	42,35	52,13	43,73	46,4	0,21
ESPTX1IR	20,14	53,99	42,33	19,94	44,78	0,18
ESPTX3IR	8,95	50,91	36,30	45,98	40,82	0,16
ESPTX4IR	21,17	37,73	35,23	45,02	35,65	0,09
ESPTX6IR	27,88	49,46	50,33	28,30	47,58	0,23

Com relação aos resultados das classificações da imagem denominada *textural-espectral* da banda PAN, sempre considerando quatro classes de volume, nota-se que nenhuma delas superou os resultados obtidos utilizando somente informação espectral. Quando foram utilizadas todas as bandas, as espectrais mais as oito bandas texturais geradas a partir da matriz de co-ocorrência aplicada sobre a banda pancromática (**ESPTX1**), o resultado foi de 44,2% de precisão global e um *Kappa* de 0,20.

Ao serem consideradas somente as bandas texturais (**TEX1**) a precisão global alcançou 35% e um *Kappa* muito baixo de 0,09.

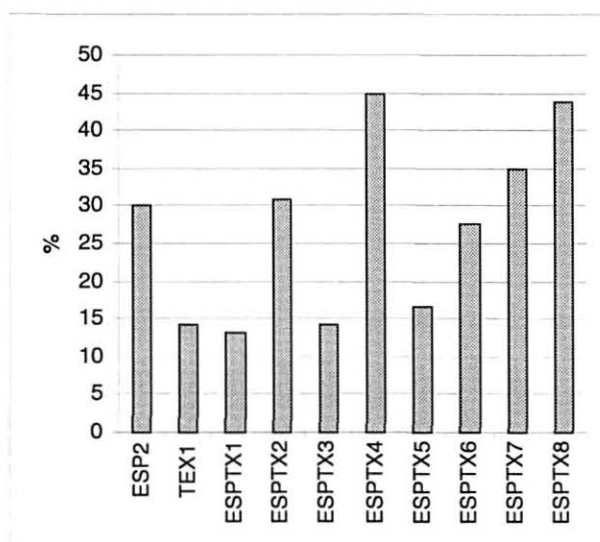
As classificações a partir das combinações de 3, 4, 5 e 6 bandas selecionadas por separabilidade medida com Divergência Transformada e distância de Bhattacharyya tiveram maus resultados com precisão global entre 27 e 37% e *Kappa* que não superou o valor de 0,11.

As classificações realizadas usando as combinações arbitrárias definidas agregando às bandas 1, 4 e 5 as bandas Correlação (**ESPTX6**), Entropia (**ESPTX7**), e Momento Angular de Segunda ordem (**ESPTX8**), deram resultados mais próximos aos obtidos usando unicamente bandas espectrais. Os desempenhos globais correspondentes e os coeficientes *Kappa* foram, respectivamente, 47% e 0,20 para **ESPX6**, 45% e 0,19 para **ESPX7** e 46% e 0,20 para **ESPX8**.

Com respeito a esta primeira análise do resultado global das classificações (Tabela 13), é pertinente observar qual foi o comportamento individual de cada classe nas diferentes classificações. Assim, na classificação espectral de melhor desempenho global, isto é usando as bandas 1, 4 e 5 (**ESP2**), tem-se que 30% da classe 1, 43% da classe 2, 53% da classe 3 e 31% da classe 4 foram corretamente classificados. Estes resultados foram melhorados com o acréscimo de algumas bandas texturais, mas em grau diferente conforme a banda ou bandas adicionadas.

Na Figura 6, elaborada com as percentagens de classificações corretas da classe 1, podem ser observados os resultados obtidos utilizando as diferentes combinações de bandas. O desempenho obtido na classificação **ESP2** foi escolhido como referência.

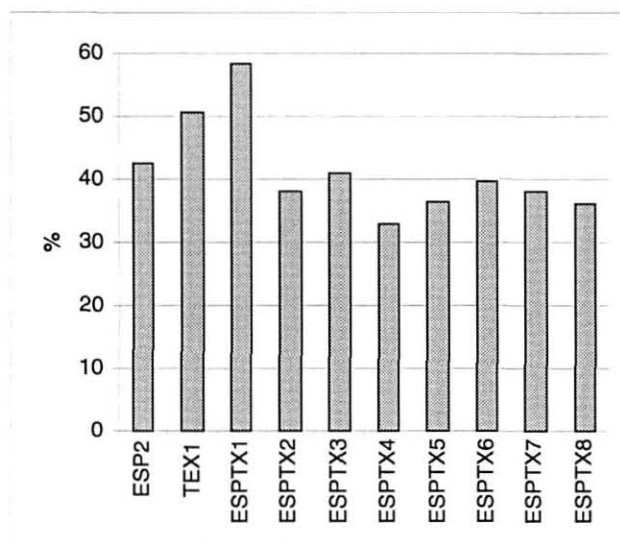
FIGURA 6 - DESEMPENHO DA CLASSE 1 NAS CLASSIFICAÇÕES, ESPECTRAL (ESP2), DE TEXTURA E ESPECTRAL-TEXTURAL



Assim, para a classe 1, a classificação que melhor resultado apresentou, com 45% de pixels bem rotulados, foi obtida combinando cinco bandas escolhidas a partir da análise de separabilidade, sendo estas as bandas ETM4, **Med**, **Var**, **Ent** e **Cor** (**ESPTX4**). Neste caso, a adição da informação espacial medida pelos descritores de textura utilizados aumentou em 15% os resultados obtidos usando unicamente informação espectral (**ESP2**). O pior desempenho para esta classe, com apenas 13% de pixels corretamente classificados, foi obtido quando foram usadas todas as bandas espectrais e texturais (**TEX1**).

A classe 1 é a categoria que apresenta visualmente mais heterogeneidade. Ao ser adicionada às bandas 1, 4 e 5 a banda originada pelo descritor Momento Angular de Segunda Ordem (**ESPTX8**), que é uma medida de homogeneidade (KUSHWAHA et al., 1994), o resultado melhorou em 13%; enquanto que adicionando a Entropia (**ESPTX7**), o resultado melhorou um 5%, sendo que a entropia é uma medida de variabilidade.

FIGURA 7 - DESEMPENHO DA CLASSE 2 NAS CLASSIFICAÇÕES, ESPECTRAL (ESP2), DE TEXTURA E ESPECTRAL-TEXTURAL

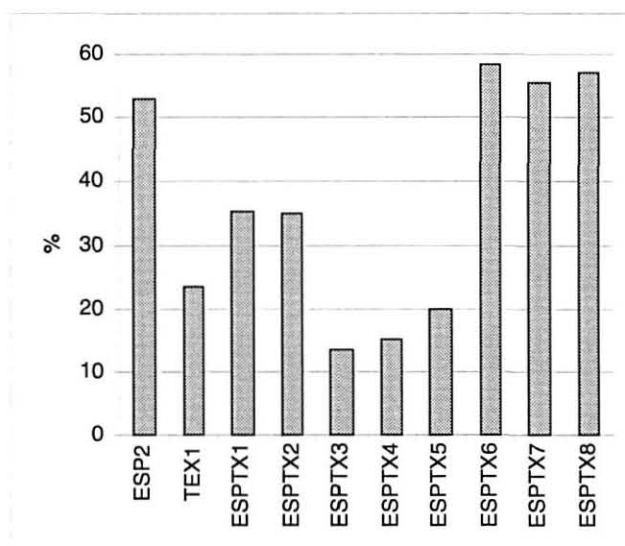


Para a classe 2 o melhor resultado, com 58% de rotulações corretas (Figura 7), foi obtido quando se usaram todas as bandas espectrais e texturais (**ESPTX1**), alcançando 50% quando foram usadas somente as bandas texturais (**TEX1**). Estes valores mostram que o aumento na percentagem de pixels corretamente categorizados foi de 15% para a primeira classificação e de 7% para a segunda. As

restantes classificações testadas deram resultados semelhantes entre si, com entre 33% e 40% dos pixels da classe atribuídos corretamente. O valor mínimo foi atingido na classificação denominada **ESPTX4** para a qual foi usada a combinação das bandas ETM4, **Med**, **Var**, **Ent**, e **Cor**.

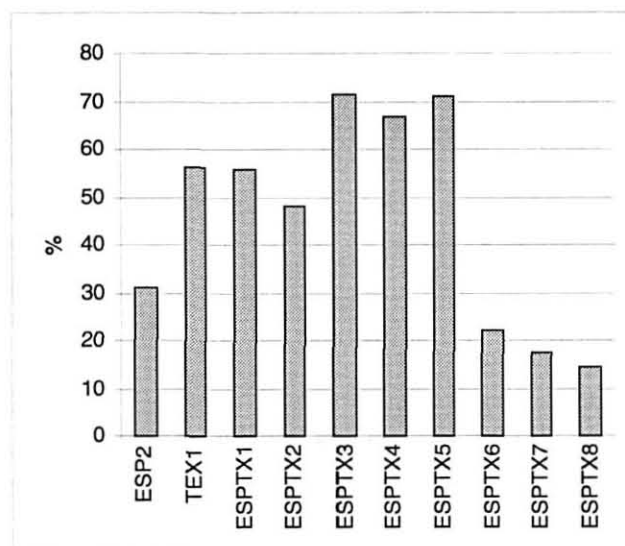
A classe 3 apresentou resultados mais dispares (Figura 8), alcançando 58% de rotulações corretas na classificação realizada usando as bandas 1, 4, 5 e Correlação (**ESPTX6**), e um mínimo de 13% para a classificação denominada **ESPTX3**, onde foram utilizadas as bandas ETM3, **Med**, **Var** e **Cor**. Esta classe foi a que experimentou um menor incremento (5%) de pixels corretamente rotulados ao acrescentar bandas texturais às bandas espectrais.

FIGURA 8 - DESEMPENHO DA CLASSE 3 NAS CLASSIFICAÇÕES ESPECTRAL (ESP2), DE TEXTURA E ESPECTRAL-TEXTURAL



A classe 4 foi a mais beneficiada pela adição das bandas texturais (Figura 9), alcançando 72% de classificação correta ao utilizar as bandas 3, **Med**, **Var** e **Cor**, (**ESPTX3**), aumentando em 41% o percentual conseguido usando somente informação espectral (**ESP2**). Também apresentaram muito bons resultados as classificações **ESPTX4** (bandas 4, **Med**, **Var**, **Ent**, e **Cor**), com 68%, e **ESPTX5** (bandas 4, **Med**, **Var**, **Dis**, **Ent** e **Cor**) com 71%. Estes resultados são contrários ao esperado, já que inicialmente pensava-se que seriam as classes de menor volume, mais heterogêneas, as que experimentariam uma melhor discriminação ao ser adicionada a informação espacial.

FIGURA 9 - DESEMPENHO DA CLASSE 4 NAS CLASSIFICAÇÕES, ESPECTRAL (ESP2), DE TEXTURA E ESPECTRAL-TEXTURAL

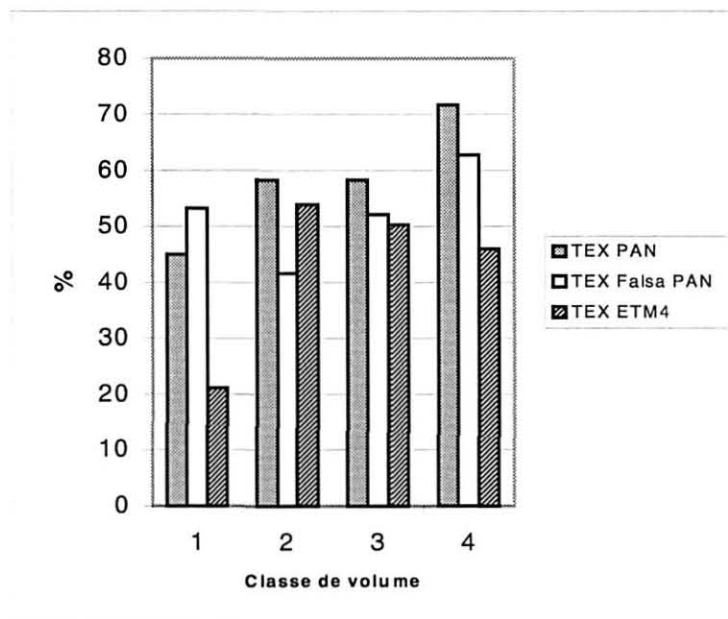


Da análise dos resultados das classificações testadas, tanto do desempenho global quanto do desempenho particular das classes definidas, se desprende que nem sempre esses desempenhos melhoraram com a adição das medidas de textura; às vezes a confusão entre as classes aumentou.

Seguindo com a análise dos resultados resumidos na Tabela 13, podem ser observados os desempenhos das classificações realizadas para determinar se as melhorias produzidas nos resultados das classes individuais foram devidas à maior resolução espacial da PAN ou se essa informação encontra-se também na imagem multiespectral de 30 m.

Na Figura 10 são comparados os resultados das classificações de melhor desempenho para as quatro classes de volume usando informação textural da banda pancromática, com os resultados das repetições usando as bandas texturais calculadas a partir da banda pancromática simulada ou “falsa PAN” e da banda do infravermelho próximo (ETM4). Isto é, para a classe 1 foi repetida a classificação **ESPTX4**, para a classe 2 a classificação **ESPTX1**, para a classe 3 a classificação **ESPTX6** e para a classe 4 a classificação **ESPTX3**.

FIGURA 10 – DESEMPENHOS DAS CLASSES 1, 2, 3 E 4, UTILIZANDO INFORMAÇÃO TEXTURAL A PARTIR DAS BANDAS PAN, FALSA PAN E ETM4



Para a classe 1 foram então comparadas as classificações usando as bandas ETM4, Média, Variância, Entropia e Correlação, das três imagens. Uma de 15 m onde os cálculos de textura foram realizados a partir da banda pancromática (**ESPTX4**), e as outras de 30 m de resolução espacial, onde a medição de textura foi executada a partir da “falsa pancromática” (**ESPTX4F**) e da banda ETM4 (**ESPTX4IR**). Para esta classe o resultado foi melhor para a classificação usando bandas de textura da “falsa PAN” de 30 m de resolução, dando 53% de discriminação correta, comparado com o valor de 45% atingido usando as bandas texturais da banda PAN, e 21% utilizando as bandas texturais a partir da banda ETM4. Para as classes restantes, o uso das bandas de 15 m significou um melhor resultado quando comparado ao uso das bandas de 30 m.

Excluindo a classe 2, para as demais classes as classificações usando bandas texturais da “falsa PAN” resultaram em melhores desempenhos que utilizando as bandas texturais a partir da banda ETM4.

Na Figura 11 podem ser visualizados os resultados obtidos pela classificação *espectral* (**SP2**) e pelas classificações *espectrais-texturais* (**ESPTX4** e **ESPTX4IR**), comparadas com o mapa de talhões (referência), sobre uma composição colorida (3R/4G/5B).

FIGURA 11 – SOBREPOSIÇÃO DO MAPA DE TALHÕES E DAS IMAGENS CLASSIFICADAS ESP2, ESPTX4 E SPTX4IR SOBRE A COMPOSIÇÃO COLORIDA 3R/4G/5B



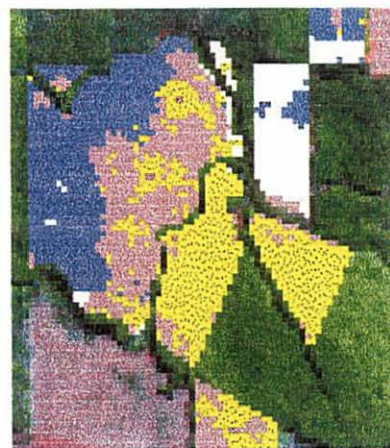
Mapa



ESP2





ESPTX4





ESPTX4IR


Legenda

 Classe 1 (< 205 m³)

 Classe 2 (205 - 300 m³)

 Floresta nao classificada*

 Classe 3 (300 - 400 m³)

 Classe 4 (> 400 m³)

 Solo exposto*

* Classes definidas por interpretação visual da composição colorida; as classes restantes são produto da classificação digital.

A classe 2, apresentando 58% de classificação correta para a imagem classificada (**ESPTX1**) de 15 m de resolução, 42% para a imagem (**ESPTX1F**) na qual foram utilizadas as bandas texturais da falsa PAN, e ainda 54% na imagem (**ESPTX1IR**) na qual foram usadas as bandas texturais da banda ETM4, ambas de 30 m de resolução, foi a classe mas beneficiada pelo agregado da informação espacial medida através da textura da PAN. Foram utilizadas todas as bandas espectrais e texturais das imagens. Isto indica que para esta classe, a informação espacial contida na banda PAN é maior que a encontrada no mesmo intervalo do espectro ou na faixa do infravermelho próximo, ambas com 30 m de resolução.

Na Figura 12 se observam os resultados alcançados pela classificação *espectral* (**SP2**) e pelas classificações *espectrais-texturais* (**ESPTX1** e **ESPTX1IR**), comparadas com o mapa de talhões (referência) sobre uma composição colorida (3R/4G/5B).

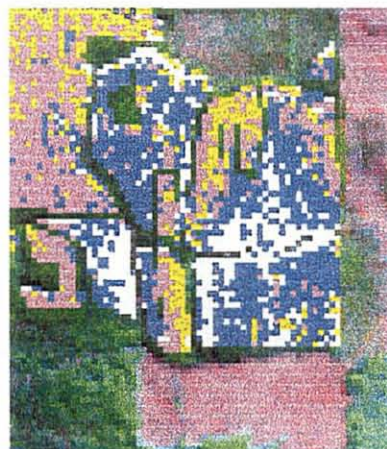
Com relação à classe 3, 58% dos pixels correspondentes à classe foi corretamente classificada na imagem (**ESPTX6**) gerada a partir de informação espectral das bandas 1, 4, 5 e a Correlação medida na PAN, 52% na imagem (**ESPTX6F**) usando as mesmas bandas sendo a correlação medida na banda “falsa PAN”, e ainda 50% na imagem (**ESPTX6IR**) onde a textura foi calculada a partir da banda ETM4. Para esta classe também a banda de maior resolução aportou mais informação espacial do que a contida nas bandas de 30 m, e neste caso especificamente pode-se dizer que foi a Correlação a responsável pelo aumento (para ambas resoluções).

Na Figura 13 se observam os resultados atingidos nas imagens classificadas **SP2** (*espectral*), **ESPTX6**, **ESPTX6IR** (*espectrais-texturais*) comparadas com o mapa de talhões (referência) sobre uma composição colorida (3R/4G/5B).

FIGURA 12 – SOBREPOSIÇÃO DO MAPA DE TALHÕES E DAS IMAGENS CLASSIFICADAS
ESP2, ESPTX1 E SPTX1IR SOBRE A COMPOSIÇÃO COLORIDA 3R/4G/5B



Mapa



ESP2





ESPTX1





ESPTX1IR


Legenda

 Classe 1 ($< 205 \text{ m}^3$)

 Classe 2 ($205 - 300 \text{ m}^3$)

 Floresta nao classificada*

 Classe 3 ($300 - 400 \text{ m}^3$)

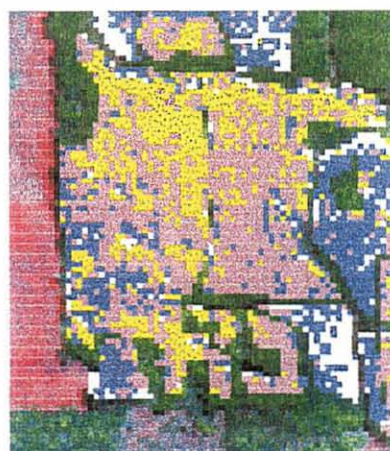
 Classe 4 ($> 400 \text{ m}^3$)

 Solo exposto*

FIGURA 13 – SOBRE-POSIÇÃO DO MAPA DE TALHÕES E DAS IMAGENS CLASSIFICADAS ESP2, ESPTX6 E SPTX6IR SOBRE A COMPOSIÇÃO COLORIDA 3R/4G/5B



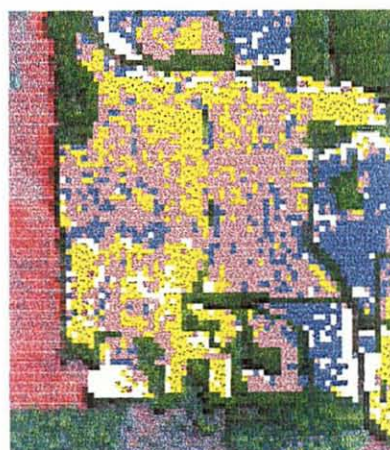
Mapa



ESP2





ESPTX6




ESPTX6IR


Legenda

 Classe 1 (< 205 m³)

 Classe 2 (205 - 300 m³)

 Floresta nao classificada*

 Classe 3 (300 - 400 m³)

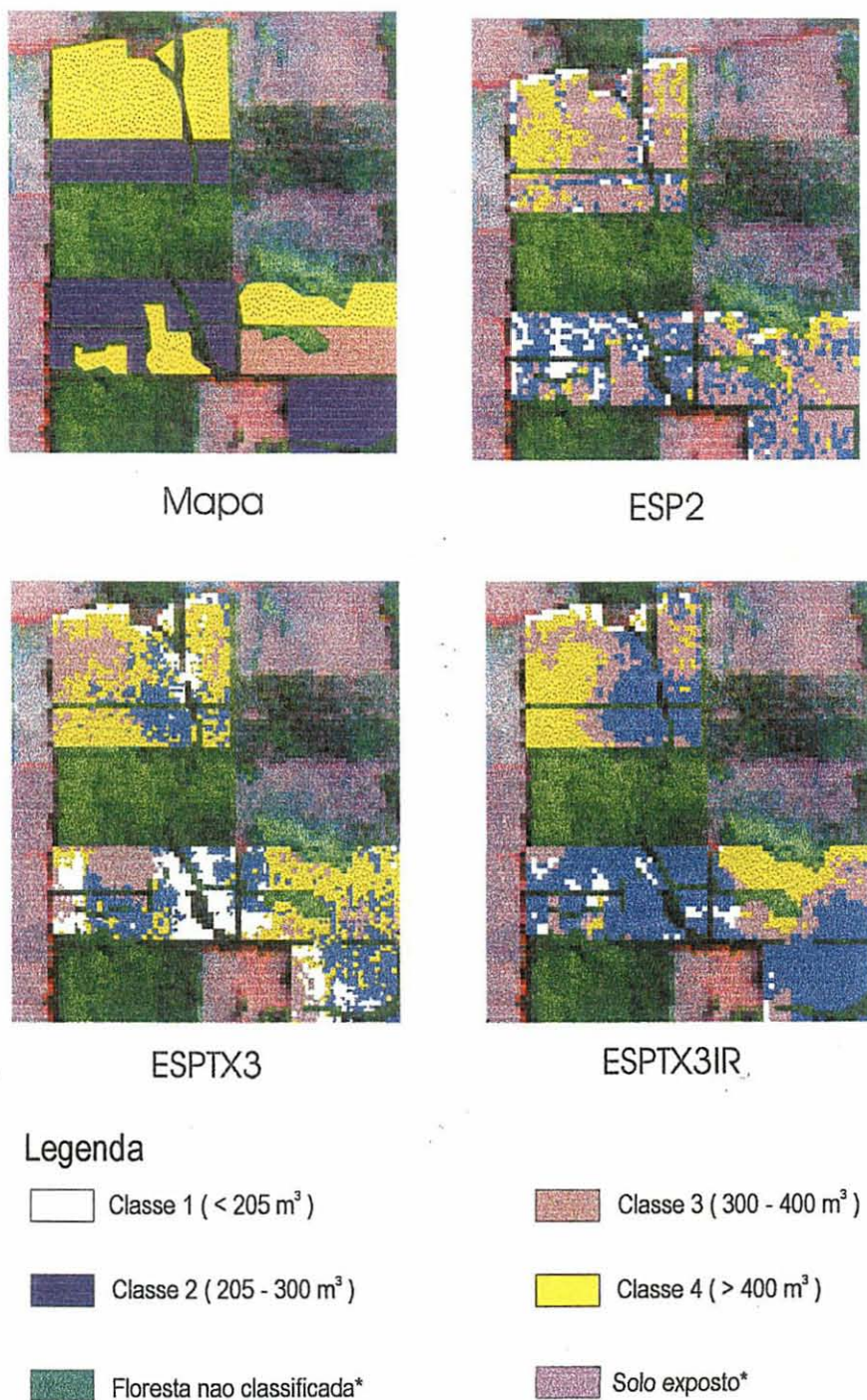
 Classe 4 (> 400 m³)

 Solo exposto*

Na Figura 14 podem observar-se os resultados alcançados pela classificação espectral (**SP2**) e pelas classificações espectrais-texturais (**ESPTX3** e **ESPTX3IR**),

comparadas com o mapa de talhões (referência) sobre uma composição colorida (3R/4G/5B).

FIGURA 14 – SOBREPOSIÇÃO DO MAPA DE TALHÕES E DAS IMAGENS CLASSIFICADAS ESP2, ESPTX3 E SPTX3IR SOBRE A COMPOSIÇÃO COLORIDA 3R/4G/5B



Para a classe 4, quando foram usadas as bandas de 15 m (**ESPTX3**), a discriminação correta alcançou 72%, enquanto que foi de 63% e 46% para as imagens de 30 m de resolução espacial (**ESPTX3F**) e (**ESPTX3IR**). Foram utilizadas as bandas 3, Média, Variância e Correlação. Os resultados alcançados nestas classificações podem ser apreciados na Figura 14.

Estes resultados indicam que todas as classes analisadas individualmente foram beneficiadas agregando a informação espacial, e que excluindo a classe 1, para as classes restantes os resultados foram melhores utilizando a informação espacial contida na banda PAN do que a extraída das bandas “falsa PAN” e ETM4, ambas de 30 m de resolução. No entanto, cada vez que foi melhorada a discriminação de uma classe particular, aumentou a confusão das restantes, resultando em desempenhos globais pobres.

Como foi explicado na metodologia, além das classificações analisadas, foram geradas classificações de menor detalhe, isto é, em duas classes de volume. Na Tabela 14 é apresentada uma lista das classificações testadas, bem como um detalhe das bandas utilizadas para produzi-las.

TABELA 14 – CARACTERÍSTICAS E DENOMINAÇÃO DAS CLASSIFICAÇÕES TESTADAS (2 CLASSES DE VOLUME)

Denominação da imagem	Descrição (bandas usadas para a classificação)
<u><i>Spectral</i></u>	
ESPA	Todas as bandas espectrais (30 m)
ESPB	Bandas 3, 4, 5 (30 m)
ESPC	Bandas 3, 4, 5, 7 (30 m)
ESPD	Bandas 1, 3, 4, 5, 7 (30 m)
<u><i>Textural</i></u>	
TEX2	Todas as bandas de textura a partir da PAN (15 m)
<u><i>Spectral- Textural</i></u>	
ESPTXA	Todas as bandas espectrais e de textura da PAN (15 m)
ESPTXB	Banda 3, Entropia e MAS da PAN (15 m)
ESPTXC	Banda 3, Média, Entropia e MAS, da PAN (15 m)
ESPTXD	Banda 3, Variância, Entropia MAS e Correlação da PAN (15 m)
ESPTXE	Banda 3, Média, Variância, Entropia, MAS e Correlação da PAN (15 m)
ESPTXF	Bandas 3, 4, 5 e Correlação da PAN (15 m)
ESPTXG	Bandas 3, 4, 5 e Entropia da PAN (15 m)
ESPTXH	Bandas 3, 4, 5 e MAS da PAN (15 m)
ESPTXAF	Todas as bandas espectrais e de textura da “falsa PAN” (30 m)
ESPTXCF	Banda 3, Média, Entropia e MAS, da “falsa PAN” (30 m)
ESPTXAIR	Todas as bandas espectrais e de textura da banda ETM4 (30 m)
ESPTXCIR	Banda 3, Média, Entropia e MAS, da banda ETM4 (30 m)

Os resultados das classificações realizadas fusionando as classes em duas categorias de volume (A e B) são resumidos na Tabela 15.

TABELA 15 – VALORES DE DESEMPENHO MÉDIO, COEFICIENTE KAPPA, E PERCENTAGEM DE CLASSIFICAÇÕES CORRETAS DAS CLASSES (2 CLASSES DE VOLUME)

Imagem	Percentagem de classificações corretas por classe (%)		Desempenho Médio (%)	Coeficiente Kappa (K)
	A	B		
<u>Espectral</u>				
ESPA	62,03	85,35	74,0	0,48
ESPB	62,13	85,35	74,0	0,48
ESPC	61,43	85,58	73,9	0,47
ESPD	61,28	85,75	73,9	0,47
<u>Textural</u>				
TEX2	73,03	57,49	65,1	0,30
<u>Espectral- Textural</u>				
ESPTXA	74,17	75,60	74,9	0,50
ESPTXB	32,41	88,93	61,3	0,22
ESPTXC	58,05	89,38	74,1	0,48
ESPTXD	68,04	64,56	66,3	0,33
ESPTXE	68,09	79,18	73,8	0,47
ESPTXF	60,41	87,94	74,5	0,49
ESPTXG	56,76	88,77	73,1	0,46
ESPTXH	59,90	87,32	73,9	0,48
ESPTXAF	61,73	86,03	74,2	0,48
ESPTXCF	51,84	87,49	70,2	0,39
ESPTXAIR	68,07	71,82	70,0	0,40
ESPTXCIR	62,13	90,98	76,9	0,53

Os resultados das classificações testadas, tanto da imagem denominada *espectral* como na *espectral-textural*, apresentam valores semelhantes, com *Kappa* próximo a 0,5 (bom desempenho da classificação) e uma precisão global em torno de 74%. No entanto, nenhum dos tratamentos testados, apesar de reduzir as categorias a discriminar (combinação de bandas, das imagens *espectral* e *espectral-textural*), alcançou um mínimo de 85%, que Anderson et al. (1976)¹⁴, citados por BROCKHAUS and KHORRAM (1992), sugeriram como precisão aceitável a partir de uma classificação de imagens.

O *Kappa* máximo de 0,53 foi atingido quando foram usadas as bandas 3, Média, Entropia e MAS da banda ETM4 (**ESPTXCIR**, precisão global 77%). Quando

¹⁴ ANDERSON, J. R.; HARDY, E. E.; ROACH, J. T.; WINTER, R. E. **A land use and land cover classification system for use with remote sensor data**. United States Geological Survey, Geological Survey Paper 964. Washington, D. C.: United States Geological Survey , 1976

foi utilizada somente informação textural na discriminação a precisão alcançou 65% e *Kappa* 0,3 (**TEX2**).

Os resultados mais pobres foram encontrados para as combinações de três e cinco bandas selecionadas através da DT e distância de Bhattacharyya (**ESPTXB** e **ESPTXD**). Adicionando as bandas Correlação, Entropia e Momento Angular de Segunda Ordem, os resultados não superaram os alcançados usando somente as bandas espectrais com 74% de precisão global e *Kappa* de 0,48.

Revisando qual foi a consequência da adição da informação espacial, medida através dos descritores selecionados para cada uma das categorias, podemos ver que para a classe A a precisão variou entre 32% e 74%. Os melhores resultados para a classe A foram alcançados pelas classificações **ESPXA**, com 74% de pixels rotulados corretamente, e **TEX2** com 73% de atribuições corretas. Para a primeira foram utilizadas todas as bandas da imagem *espectral-textural* e para a segunda se usaram unicamente as bandas texturais.

A classificação executada utilizando bandas texturais da banda PAN obteve uma melhoria de 12 e 6% no desempenho da classe A com respeito aos resultados alcançados nas classificações realizadas usando, respectivamente, a textura da banda PAN simulada, e a textura da banda ETM4.

A classe B teve em geral melhores resultados que os da classe A para as combinações testadas, sendo corretamente classificados entre 57% e 91% dos pixels da classe.

Comparando o resultado da classificação **ESPB** (85%), cinco das combinações testadas deram resultados superiores alcançando o máximo de 90,98% quando foram usadas as bandas 3, Média, Entropia e Momento Angular de Segunda Ordem da banda ETM4 (**ESPTXCIR**).

Para a classe B, as classificações executadas usando bandas texturais da banda PAN, da “falsa PAN” e da banda ETM4, deram resultados muito próximos sendo estes de 89,38% (**ESPTXC**), de 87,49% (**ESPTXCF**) e de 90,98% (**ESPTXCIR**) respectivamente.

Na Figura 15 se observam os resultados alcançados nas imagens classificadas **SPB** (*espectral*) e **ESPTXA**, (*espectral-textural*), comparadas com o mapa de talhões (referência) sobre uma composição colorida (3R/4G/5B).

FIGURA 15 – SOBREPOSIÇÃO DO MAPA DE TALHÕES E DAS IMAGENS CLASSIFICADAS ESPB, ESPTXA E SOBRE A COMPOSIÇÃO COLORIDA 3R/4G/5B



Mapa

ESPB

ESPTXA

Legenda

Classe A (< 300 m²)
Classe B (> 300 m²)

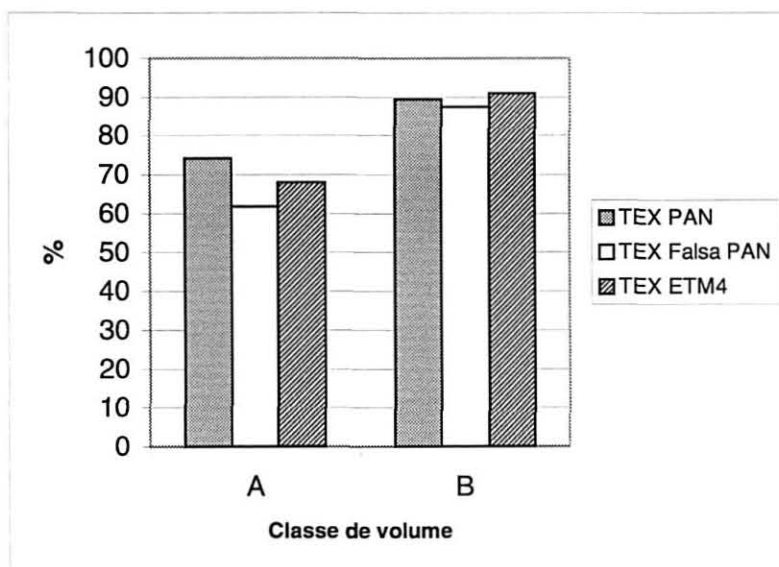
Floresta nao classificada*
Solo exposto*

Na Figura 16 são apresentados os resultados obtidos utilizando as imagens de 15 m e 30 m de resolução. Para a classe A foi repetida a classificação **ESPTXA**, e para a classe B a classificação **ESPTXC**.

Nem a informação espectral da imagem do satélite Landsat 7 (bandas 1-5 e 7) utilizada, nem a informação espacial da banda PAN deste sensor, medida através dos descritores utilizados, foram suficientes para discriminar as categorias estabelecidas através da classificação supervisionada ponto a ponto. Isto possivelmente se explica pela grande homogeneidade dos dados e pelo grau de detalhamento procurado.

A textura das imagens depende essencialmente da escala de observação e do nível de informação desejado (CHEN, 1996). Em estudos anteriores, nos quais foi utilizada a textura, foram utilizadas cenas complexas, onde a presença de vários objetos (copa, sombra, solo) contribuiu para as variações espectrais e espaciais das imagens. Em outros o nível de informação procurado foi menos detalhado.

FIGURA 16 - DESEMPENHOS DAS CLASSES A E B, UTILIZANDO A INFORMAÇÃO TEXTURAL A PARTIR DAS BANDAS PAN; "FALSA PAN" E ETM4



De acordo com FRANKLIN et al. (2000), a incorporação da textura geralmente aumenta o desempenho da classificação cerca de 10-15%. Estes resultados não foram alcançados no presente estudo. O fato de que os resultados das classificações para as quais foram escolhidas as bandas de textura através da análise de separabilidade deram piores resultados do que aquelas classificações para as quais as bandas texturais foram selecionadas em forma arbitrária, indica que esse procedimento poderia não ser o mais adequado para selecionar esse tipo de bandas. Considerando que o tamanho da janela foi selecionado também pela análise de separabilidade, seria conveniente utilizar outro procedimento de seleção deste parâmetro da matriz antes de concluir que os talhões de diferente densidade e volume não apresentam suficientes diferenças em textura como para contribuir a diferenciá-los.

No presente trabalho, a informação espacial da banda PAN, medida através dos descritores utilizados em um esquema de classificação pixel a pixel, não foi suficiente para a discriminação das classes definidas. No entanto, os resultados com relação ao fato de que algumas combinações de informação espectral e textural favoreceram a discriminação de classes individuais, podem ser utilizados como FRANKLIN et al. (2000) para a adição seletiva da textura a algumas classes em um esquema de classificação hierárquica, ao invés de aplicá-las a todas, ou também em

um método de classificação em múltiplas etapas como o utilizado por SAN –MIGUEL e BIGING (1997) e WAYMAN et al. (2001).

4.3 ANÁLISE DE CORRELAÇÃO

4.3.1 Análises dos Dados Digitais das Imagens

Em uma etapa preliminar da análise dos dados, e como uma atividade exploratória, foi visualizada cada uma das bandas refletivas assim como a banda pancromática, todas em seus valores originais. Também foram observados seus histogramas e os diagramas de dispersão dois a dois. O histograma de uma imagem descreve a distribuição estatística dos níveis de cinza, em valores absolutos e relativos, para os pixels ocorrentes.

Com os valores médios de refletância em cada banda, extraídos de cada talhão, foi construída a Tabela 16. A tabela mostra que as bandas da imagem multiespectral que apresentam um maior intervalo são as correspondentes ao infravermelho próximo e médio, enquanto que as bandas 1 e 2 na região do azul e verde do espectro são as de menor variabilidade. A refletância da banda pancromática apresenta, no entanto, uma variabilidade superior às apresentadas pelas bandas do infravermelho.

TABELA 16 - VALOR MÉDIO, DESVIO PADRÃO, MÁXIMO, MÍNIMO, E INTERVALO DA REFLETÂNCIA DAS BANDAS 1-8 PARA OS TALHÕES DA ÁREA DE ESTUDO

<i>Banda</i>	<i>Média</i>	<i>Desvio padrão</i>	<i>Mínimo</i>	<i>Máximo</i>	<i>Intervalo</i>
<i>ETM1</i>	0,086	0,001	0,083	0,090	0,007
<i>ETM2</i>	0,060	0,002	0,057	0,064	0,007
<i>ETM3</i>	0,039	0,004	0,035	0,055	0,020
<i>ETM4</i>	0,180	0,013	0,157	0,218	0,060
<i>ETM5</i>	0,082	0,011	0,064	0,118	0,054
<i>ETM7</i>	0,017	0,017	0,000	0,065	0,065
<i>ETM8</i>	0,389	0,037	0,301	0,490	0,190

4.3.2 Relação entre as Variáveis Digitais

Foram analisadas as relações existentes entre os valores médios extraídos de cada talhão, correspondentes a cada banda refletiva do sensor e as bandas de textura criadas a partir da banda pancromática. Os valores de correlação são apresentados na Tabela 17.

TABELA 17 - CORRELAÇÃO DOS VALORES DE REFLETÂNCIA DAS BANDAS 1 A 8 ETM E AS BANDAS DE TEXTURA ORIGINADAS A PARTIR DA BANDA PANCROMÁTICA

BANDA	ETM1	ETM2	ETM3	ETM4	ETM5	ETM7	ETM8	Med	Var	Hom	Con	Diss	Ent	MAS	Cor
ETM1	1,000														
ETM2	0,74**	1,000													
ETM3	0,90**	0,71**	1,000												
ETM4	-0,07	0,14	-0,23	1,000											
ETM5	0,85**	0,67**	0,89**	-0,19	1,000										
ETM7	0,79**	0,59**	0,88**	-0,30*	0,95**	1,000									
ETM8	0,34**	0,42**	0,21	0,80**	0,19	0,04	1,000								
Med	0,35**	0,42**	0,16	0,78**	0,13	0,007	0,78**	1,000							
Var	0,15	0,12	0,14	0,20	0,06	0,05	0,23	0,24*	1,000						
Hom	-0,04	-0,07	-0,03	-0,28*	-0,19	-0,15	-0,22	-0,18	-0,24*	1,000					
Con	0,04	-0,09	0,00	0,14	0,07	0,07	0,14	0,02	0,56**	-0,58**	1,000				
Diss	0,07	-0,04	0,04	0,10	0,17	0,16	0,10	-0,01	0,53**	-0,65**	0,97**	1,000			
Ent	0,27*	0,21	0,29*	0,07	0,31*	0,31*	0,15	0,15	0,83**	-0,44**	0,69**	0,75**	1,000		
MAS	-0,29*	-0,25*	-0,33**	0,003	-0,38**	-0,39**	-0,08	-0,09	-0,72**	0,43**	-0,63**	-0,71**	-0,97**	1,000	
Cor	-0,004	0,10	-0,07	0,15	-0,05	-0,09	0,11	0,27*	-0,77**	0,32**	-0,75**	-0,74**	-0,81**	0,73**	1,000

* significativo a 95% ** significativo a 99%

Como era de se esperar, as bandas do visível se apresentaram altamente correlacionadas entre si, assim como também com as bandas do infravermelho médio, as que por sua vez tiveram os valores mais altos de correlação (0,95), demonstrando a forte inter-relação que existe entre estas duas bandas.

A banda 4 só esteve inversamente correlacionada com a banda 7 do infravermelho médio (-0,30).

A refletância da banda pancromática teve uma alta correlação com a banda do infravermelho próximo (0,80), apresentando menores valores de correlação com as bandas azul (0,34) e verde (0,42) do visível.

Os valores de textura que estiveram relacionadas significativamente com a refletância nas diferentes bandas foram a Média, a Entropia, a Homogeneidade e o

Momento Angular de Segunda Ordem. A Média, esteve altamente correlacionada com a banda do infravermelho próximo (0,78) e com a banda pancromática (0,78), e correlacionada significativamente com a refletância no azul (0,35) e no verde (0,42). A Entropia apresentou uma correlação direta com as bandas 1 (0,27) e 3 (0,29) e com as bandas 5 e 7, em ambos casos, com valores de coeficiente de correlação de 0,31. A Homogeneidade esteve inversamente relacionada com a refletância da banda 4 (-0,28) e com o Momento Angular de Segunda Ordem, e apresentou uma correlação inversa também com as bandas do visível e do infravermelho médio, com valores entre -0,25 a -0,39.

Como se esperava, vários descritores de textura estiveram interrelacionados. A Média, no entanto, não apresentou correlação significativa com as outras medidas da textura, com exceção da Correlação (0,27). Os maiores valores de correlação foram encontrados entre o Contraste e a Dissimilaridade (0,97), e entre a Entropia e o MAS (-0,97). Como é fácil de compreender, as medidas no mesmo sentido, seja variabilidade ou homogeneidade, mostraram-se correlacionadas positivamente, enquanto que foram inversas as correlações entre as medidas em sentidos opostos. Por exemplo, entre a Variância e a Entropia (0,83) a correlação foi direta, enquanto que entre a Variância e o MAS (-0,72) ou entre a Variância e a Correlação (-0,77), a correlação foi inversa.

4.3.3 Relação entre Variáveis Dendrométricas e Variáveis Digitais

Através de análise de correlação linear, examinaram-se as correlações entre as variáveis florestais de estrutura dos talhões e as variáveis digitais (valores de refletância nas bandas utilizadas e os valores das bandas texturais geradas a partir da banda pancromática). Na Tabela 18 são apresentados os valores de correlação. O número de amostras utilizadas foi $N = 67$.

O DAP médio mostrou uma correlação positiva com as bandas do visível e do infravermelho médio. Os valores do coeficiente de correlação com as bandas 1 e 3 foram baixos, porém estatisticamente significativos. A banda melhor correlacionada com esta variável foi a banda 7 (0,400), enquanto que a correlação com a banda 4 não foi significativa estatisticamente. Os resultados da correlação do DAP com a banda 4 diferem dos obtidos por DANSON (1987), DANSON e CURRAN (1993) e

OLIVEIRA et al. (2000). DANSON (1987) encontrou uma relação inversa e significativa do ND das três bandas do SPOT HRV com o DAP e altura de uma floresta de *Pinus nigra* var. *Maritima* na Inglaterra, sendo melhores os resultados da correlação entre estas variáveis e a banda do infravermelho próximo. DANSON e CURRAN (1993) encontraram, em plantações na Inglaterra com idades entre 13 e 77 anos, uma correlação inversa desta variável com a radiância das bandas do infravermelho próximo de imagens de SPOT e ATM (Airborne Thematic Mapper) de 20 m e 5 m de resolução, respectivamente. OLIVEIRA et al. (2000) encontraram somente uma baixa correlação inversa entre o DAP e TM4, não apresentando correlação com as demais variáveis digitais.

TABELA 18 - CORRELAÇÃO ENTRE OS PARÂMETROS DOS TALHÕES E OS VALORES DIGITAIS

	Nº de árvores	DAP médio	Altura média	G	Volume S/C	Log. Vol.
ETM1	- 0,241*	0,273*	0,199	- 0,228	- 0,216	- 0,173
ETM2	0,026	0,103	0,078	0,048	0,035	- 0,001
ETM3	- 0,304*	0,272*	0,058	- 0,312*	- 0,354*	- 0,300*
ETM4	0,530**	- 0,182	0,063	0,571**	0,700**	0,522**
ETM5	- 0,353**	0,359**	0,044	- 0,410**	- 0,370**	- 0,347**
ETM7	- 0,384**	0,400**	0,032	- 0,429**	- 0,417**	- 0,365**
ETM8	0,304*	- 0,074	0,042	0,319*	0,431**	- 0,315**
Média	0,420**	- 0,136	0,097	0,458**	0,507**	0,401**
Variância	0,027	0,157	0,111	0,051	0,120	0,077
Homogeneidade	- 0,014	- 0,157	0,077	0,066	- 0,064	- 0,122
Contraste	- 0,193	0,362**	0,172	- 0,183	0,000	0,020
Dissimilaridade	- 0,212	0,384**	0,129	- 0,236	- 0,046	- 0,032
Entropia	- 0,105	0,294*	0,096	- 0,126	- 0,004	- 0,062
MAS	0,136	- 0,314*	- 0,050	0,178	0,060	0,117
Correlação	0,256*	- 0,328**	- 0,165	0,223	0,125	0,113

* significativo a 95% ** significativo a 99%

As diferentes características das florestas explicam as diferenças observadas nos resultados. A correlação direta observada entre o DAP e as bandas do visível e infravermelho médio é uma consequência do comportamento da refletância da vegetação nestas bandas; na medida em que a quantidade de vegetação aumenta, a refletância nas bandas do visível e do infravermelho médio diminui. Os talhões mais densos e também de maior volume foram os que tiveram menores diâmetros, e estes foram também os que apresentaram os valores mais baixos de refletância nessas bandas

A altura não mostrou correlação com nenhuma das variáveis digitais. Esta resposta era esperada considerando que existe pouca diferença desta variável entre os talhões. Além disso, os trabalhos que conseguiram relacionar este parâmetro com dados orbitais utilizaram imagens com maior resolução espacial (DANSON, 1987; de WULF et al., 1990; DANSON e CURRAN, 1993) ou talhões com diferentes idades e, portanto, com grandes diferenças de altura (PHUR e DONOGHUE, 2000). Os resultados, em geral, coincidem com os obtidos por OLIVEIRA et al. (2000); no entanto, estes autores encontraram uma baixa relação entre a altura e TM4.

Concordando com diversos autores (FRANKLIN, 1986; RIPPLE et al., 1991; ARAUJO, 1999; SRIVATAVA et al., 1999; PHUR e DONOGHUE, 2000), as variáveis que indicam quantidade de vegetação mostraram uma correlação inversa com as bandas correspondentes ao espectro visível, assim como com as do infravermelho médio. O número de árvores apresentou correlação com a refletância nas bandas do azul (-0,241) e do vermelho (-0,304), enquanto que a área basal e o volume sem casca somente estiveram significativamente correlacionadas com a refletância na banda do vermelho (-0,312 e -0,354). Os valores foram estatisticamente significativos, porém baixos, sendo levemente maiores os coeficientes de correlação entre estas variáveis e as bandas 5 e 7.

Esta sensibilidade maior das bandas do infravermelho médio com respeito às visíveis pode ser explicada, segundo HORLER e AHERN (1986), SPANNER et al. (1990) e OLSSON (1994), devido ao fato de que estas bandas são menos sensíveis à dispersão atmosférica. OLIVEIRA et al. (2000) encontraram o número de árvores, a área basal G e volume correlacionados unicamente com a banda 5 do TM.

A banda 4 (infravermelho próximo) teve uma correlação direta com o número de árvores (0,530), com a área basal (0,571) e com o volume s/c (0,700), representando os valores de correlação mais altos. Estes resultados são consistentes com os encontrados por DANSON (1987) e DANSON e CURRAN (1993), para os quais também foi positiva a correlação entre o número de árvores e a radiância no infravermelho próximo do SPOT e do ATM (5m). A refletância da vegetação nesta banda aumenta na medida em que a quantidade de vegetação aumenta. A floresta aqui estudada praticamente não apresenta sub-bosque; portanto, a refletância dos talhões de menor número de árvores e volume é uma combinação da refletância das copas, do solo exposto e do solo sombreado,

enquanto que nos talhões com maior número de árvores e volume a refletância é devida somente ao dossel florestal.

Nos trabalhos em que a relação foi invariante, como para FRANKLIN (1986), ou negativa como para AHERN et al. (1991), RIPPLE et al. (1991), BROCKHAUS e KHORRAM (1992), GEMMELL (1995) e PHUR e DONOGHUE (2000), as florestas estudadas apresentavam volumes baixos e um sub-bosque de maior refletância que o dossel florestal, de maneira que ao aumentar o volume e já com um dossel fechado, a resposta devia-se unicamente ao dossel florestal de menor refletância que o sub-bosque.

Os altos valores de correlação da banda 4 com as variáveis mencionadas diferem dos encontrados por PHUR e DONOGHUE (2000), para os que esta banda não pode ser utilizada para prever parâmetros de florestas; porém, estes autores opinam que a literatura sugere que os resultados variam com as áreas de estudo.

Esperava-se que as bandas do infravermelho médio fossem as mais sensíveis às diferenças em volume, mas foi a banda 4 a que mostrou uma maior correlação com este parâmetro. Neste sentido, os resultados diferem dos obtidos por KAZMIERCZAK e SHIMABUKURO (1993), GEMMELL (1995), e OLIVERA (1999), que identificaram a banda TM5 como a melhor variável espectral independente, e ARDÖ (1992) que utilizou a radiância de TM5 como variável dependente para a regressão simples. Entretanto, os resultados coincidem com os de AHERN et al. (1991), RIPPLE et al. (1991), e TROTTER et al., (1997), que encontraram a refletância no infravermelho próximo como sendo a melhor correlacionada com o volume.

Os valores de correlação do logaritmo do volume sem casca com os dados de refletância da imagem foram significativos, mas não melhoraram os obtidos para o volume sem transformar, ao contrário do encontrado por outros autores, tais como RIPPLE et al. (1991).

Os valores de refletância da banda pancromática apresentaram correlações estatisticamente significativas com o número de árvores (0,304), a área basal (0,319), o volume (0,431) e o logaritmo de volume (- 0,315). No entanto, com relação aos resultados obtidos com a banda do infravermelho próximo, os valores do coeficiente de correlação foram menores, diferindo dos resultados encontrados por De WULF et al. (1990). Estes autores, relacionando a idade, o número de árvores, o

DAP, a altura, a área basal e o volume com valores de radiância das bandas multiespectrais e pancromática do SPOT, obtiveram melhores resultados de correlação destas variáveis com a banda pancromática do que com a banda do infravermelho próximo; porém, podendo estimar com precisão somente o número de árvores e a altura a partir dos valores de radiância.

Comparando a correlação obtida entre a banda PAN e as variáveis dendrométricas, com a conseguida relacionando estas variáveis com as medidas de textura originadas a partir da banda mencionada, se observa que a Média exibe melhores valores de correlação, sendo esta banda textural a que mostrou uma correlação significativa com maior número de variáveis.

Os valores de refletância da banda PAN e o DAP não apresentaram correlação; entretanto, várias medidas de textura calculadas a partir desta banda deram correlações baixas, porém estatisticamente significativas, com este parâmetro. Assim, o Contraste e a Dissimilaridade, ambas medidas de heterogeneidade, tiveram uma relação positiva com o DAP (0,362 e 0,384), enquanto que o Momento Angular de Segunda ordem e a Correlação apresentaram uma correlação inversa (-0,314 e -0,328). Considerando a alta correlação que usualmente existe entre o DAP e o diâmetro da copa, estes resultados poderiam ser interpretados como que a resolução espacial da PAN é sensível às variações desta variável dendrométrica. Comparando os resultados com os obtidos por COHEN e SPIES (1992), que relacionam medidas de textura calculadas a partir da banda pancromática do SPOT e valores médios de parâmetros de talhões, estes autores obtiveram melhores resultados, observando que todas as variáveis que expressam atributos de tamanho exibiram uma forte correlação com os valores de textura, sendo muito altos os valores da correlação (0,84-0,88) com a média do DAP e idade, e com a média do DAP, a altura e o número de árvores dos exemplares dominantes e codominantes do dossel. As diferenças podem ser devidas tanto à eficácia do descritor utilizado (algoritmo de diferença absoluta aplicada sobre uma janela de 3x3), à maior resolução da banda PAN do SPOT em relação à banda PAN do Landsat 7, e às características dos alvos estudados e/ou mais provavelmente a uma combinação de todos estes aspectos.

4.5 ESTIMATIVA DE VOLUME – ANÁLISE DE REGRESSÃO

4.5.1 Regressão Linear Simples

Baseado nos valores de correlação, foi desenvolvido um modelo de regressão linear simples para estimar o volume dos talhões a partir dos valores médios de refletância (banda 4) da imagem. Este modelo é o mais usualmente empregado na análise de regressão em sensoriamento remoto e na literatura estatística tem sido denominado de regressão inversa (CURRRAN e HAY, 1986). Estes autores advertem, no entanto, que as estimativas de equações desenvolvidas usando regressão inversa podem ser influenciadas por erros de medição tanto das variáveis dependentes como das independentes. Este problema é mais importante quando os modelos são desenvolvidos a partir de variáveis que não estão bem correlacionadas com as variáveis do talhão. Como alguns dos atributos não estavam bem correlacionados com nenhuma das variáveis de imagem, não foram construídos modelos para essas variáveis.

Os resultados do ajuste ao modelo construído com os valores médios dos 43 talhões correspondentes à amostra para o ajuste são apresentados na Tabela 19 e na Figura 17, sendo a equação do modelo e os valores de r , R^2 , R^2 ajustado, F e erro padrão da estimativa os seguintes:

$$\text{Vol} = -389,8 + 3950 (\text{ETM4})$$

$$r = 0,65$$

$$R^2 = 0,43$$

$$r^2 \text{ ajustado} = 0,41$$

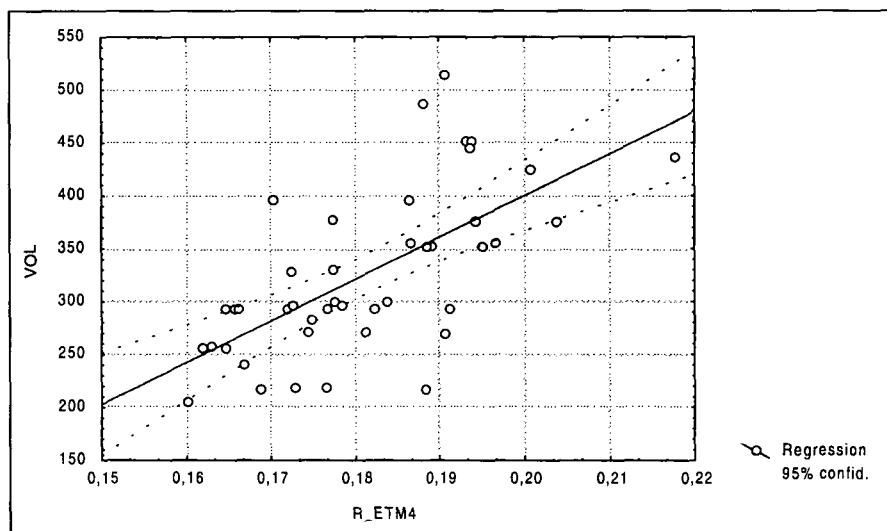
$$F = 30,547$$

$$\text{Erro padrão da estimativa} = 59,71$$

TABELA 19 - RESUMO DA REGRESSÃO LINEAR ENTRE O VOLUME E A REFLETÂNCIA DA BANDA ETM4

	B	Erro padrão de B	t(41)	p
Intercepto	-389,819	0,234185	-3,000434	0,004524
ETM4	3950,045	0,003756	5,52694	0,000002

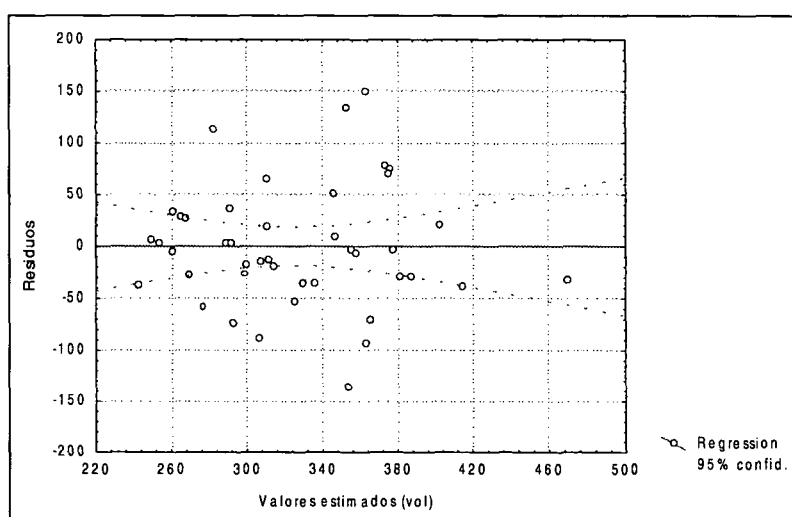
FIGURA 17 - REGRESSÃO LINEAR ENTRE O VOLUME COMO VARIÁVEL DEPENDENTE E O VALOR DE REFLETÂNCIA DA BANDA 4 (ETM4) COMO VARIÁVEL INDEPENDENTE



O valor de R^2 indica que somente 43% da variação observada nos dados pode ser explicada pelo modelo com um nível de confiança de 95%.

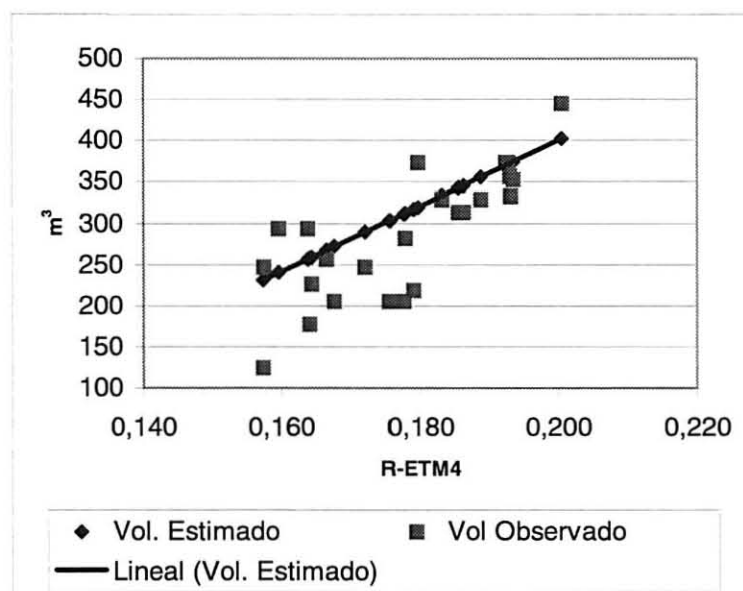
Foi efetuada a análise de resíduos do modelo final e os mesmos mostraram-se, aparentemente, distribuídos normalmente, com média zero e variância constante (Figura 18).

FIGURA 18 - DISPERSÃO DOS RESÍDUOS CORRESPONDENTES AO MODELO DE REGRESSÃO LINEAR ENTRE O VOLUME E A REFLETÂNCIA DA BANDA 4 (ETM4)



A avaliação da bondade de ajuste do modelo foi realizada a partir do grupo de 24 talhões não utilizados no ajuste do mesmo. A correlação que apresentaram os valores observados da amostra e os estimados pelo modelo foi de 0,78, e o erro padrão da estimativa foi de 54,54 m³. Na Figura 19 se observa a distribuição dos valores estimados e observados da amostra de validação do modelo. O valor médio dos desvios, ou diferença agregada, foi de -26,54 m³, indicando uma superestimativa do modelo. Estes resultados indicam que o comportamento do modelo em um conjunto independente de dados produz estimativas de volume dentro do intervalo de precisão esperado.

FIGURA 19 - VOLUMES OBSERVADOS E ESTIMADOS A PARTIR DO MODELO DE REGRESSÃO: Vol = -389,8 + 3950,04 ETM4 (n=24)



4.4.2 Análise de Regressão Múltipla

A análise de regressão múltipla foi realizada para obter um modelo através da introdução de mais variáveis, visando alcançar maior confiabilidade nos valores estimados. Como resultado obteve-se apenas o coeficiente do ETM4 como sendo estatisticamente significativo. Na Tabela 20 são apresentados estes resultados. Também na regressão *Stepwise*, apenas a variável ETM4 foi incluída no modelo.

TABELA 20 - RESUMO DO PROCEDIMENTO DE REGRESSÃO *STEPWISE* ENTRE O VOLUME E A REFLETÂNCIA DA BANDA 4 (ETM4)

Variável incluída	Step	R	R ²	F	p
ETM4	1	0,65	0,43	30,54	0,000002

Os resultados obtidos pelo modelo definido pela regressão linear simples devem ser cuidadosamente analisados. Se bem que, por um lado, o nível de erro alcançado poderia ser aceitável para alguns fins, por outro se verifica que o ajuste apresenta dificuldades uma vez que talhões com volume compreendido entre 200 e 500 m³ apresentam valores de refletância similares (0,19). Este fato pode ser uma consequência da delimitação dos talhões, os quais podem incluir áreas que provavelmente tenham uma situação diferente de densidade e volume do que o valor médio utilizado. Isto significa que estariam sendo gerados erros por causa da delimitação de talhões. É de se esperar, então, que os resultados alcançados no presente estudo possam ser melhorados através de procedimentos que permitam uma definição de classes homogêneas de refletância, para somente em uma fase posterior relacionar estas classes homogêneas com os valores de densidade e/ou volume dos polígonos definidos. Isto é possível de realizar através de diversos procedimentos como, por exemplo, a segmentação ou a classificação não supervisionada e posterior correlação dos valores de refletância dos polígonos ou classes definidas com os atributos de campo.

A amplitude não muito grande dos dados explica a possibilidade do ajuste de um modelo através da função linear simples. Para um intervalo maior seria necessário testar outras funções, pois nesse caso é de se esperar que seja observada a relação curvilínea (assintótica) típica da relação entre o volume e a refletância nas distintas bandas.

5 CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES

Com a finalidade de avaliar a potencialidade no uso da informação espacial para a discriminação de talhões de diferentes características dendrométricas, além da informação espectral dos dados do satélite Landsat 7, foram estudadas as informações texturais e espectrais de 69 talhões de plantações de *Pinus* spp. através dos procedimentos de classificação, análise de correlação e regressão linear.

Foi escolhida a textura, medida através de descritores de co-ocorrência, como ferramenta do processamento digital de imagens para extrair a informação espacial presente na banda pancromática do sensor, com a idéia de melhorar a discriminação das variáveis estudadas.

Pode-se concluir, a partir dos resultados encontrados, que:

- No presente estudo, a informação espacial da banda pancromática, medida através dos descritores de textura utilizados em conjunto com informação espectral em um esquema de classificação pixel a pixel, não foi suficiente para a discriminação das classes de volume definidas. Os desempenhos médios das classificações espectrais em quatro classes de volume variaram de 45,5 a 46,8%, com um coeficiente *Kappa* compreendido entre 0,2 e 0,22, enquanto que os das classificações espectrais-texturais variaram de 35,5 a 47,6%, e um valor de *Kappa* variando entre 0,07 e 0,23.
- Para as classificações espectrais a partir de duas classes de volume, os desempenhos médios foram de 74 % e *Kappa* variando de 0,47 a 0,48, enquanto que os desempenhos das classificações espectrais-texturais foram de 61,3 a 76,9 % e *Kappa* variando entre 0,22 e 0,53.
- O procedimento utilizado permite unicamente um mapeamento ou discriminação pouco detalhada, podendo diferenciar-se com uma precisão aceitável (mais de 85%) somente os talhões de maior volume.

- Foi possível aumentar o desempenho individual das classes definidas utilizando em conjunto as medidas de textura com os valores espectrais. Ao contrário do esperado, as classes de maior volume, mais homogêneas espectralmente, foram as mais beneficiadas com a adição da informação medida pelos descritores de textura.
- A partir dos resultados das classificações realizadas utilizando os mesmos descritores de textura, porém calculados a partir da banda pancromática (15 m) e da banda pancromática simulada (falsa PAN), comprovou-se que a mesma pode aportar maior informação espacial do que as bandas multiespectrais de 30 m. Comparando-a especificamente com a banda do infravermelho próximo, observou-se que a banda pancromática capturou maior informação espacial do que esta última.
- Foi possível estabelecer relações entre as variáveis dendrométricas e as digitais. A banda 4 foi a mais altamente correlacionada com as variáveis número de árvores, área basal e volume. As bandas 1 e 3 do visível e as bandas do infravermelho médio estiveram correlacionadas significativamente com o número de árvores e o DAP médio. O volume sem casca e a área basal estiveram correlacionadas com o vermelho e as bandas do infravermelho médio.
- Dos descritores de textura utilizados, a média foi a que apresentou correlação com um maior número de variáveis dendrométricas. O DAP foi a única variável dendrométrica que esteve correlacionada com vários descritores de textura.
- A banda 4 foi a única que apresentou valores de correlação com o volume adequados para testar um modelo que estime esta variável a partir dos valores de dados digitais analisados (refletância e/ou textura). O modelo construído através da regressão linear entre o volume e a refletância da banda 4 conseguiu explicar somente 43% da variação observada, com um erro de 59,7 m³/ha.
- A utilização de dados médios ao nível de talhão foi satisfatória para estabelecer as relações entre dados sensados e medidos em terreno.

- A elaboração do arquivo vetorial com a informação dos talhões das plantações facilitou as tarefas de extração da informação digital.
- Como recomendação, sugere-se trabalhar com classes homogêneas de refletância. Desta maneira, poderiam ser obtidos melhores resultados do que a partir da definição preestabelecida de talhões. Diversos procedimentos permitem este trabalho, seja realizando uma segmentação prévia à classificação e posterior classificação por regiões, seja executando inicialmente uma classificação não supervisionada e posteriormente relacionando as classes estabelecidas com os dados de campo.
- Com base nos resultados referentes ao fato de que algumas combinações de informação espectral e textural favoreceram a discriminação de classes individuais, sugere-se avaliar o desempenho de outros esquemas de classificação, tais como a classificação hierárquica ou em múltiplas etapas, que permitam uma adição seletiva da textura.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ARAUJO, L. S. de. **Análise da Cobertura vegetal e de biomassa em áreas de contato floresta/savana a partir de dados TM/Landsat e JERS-1**. São José dos Campos, 1999. Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) - INPE

ARDÖ, J. Volume quantification of coniferous forest compartments using spectral radiance recorded by Landsat Thematic Mapper. **International Journal of Remote Sensing**, v. 13, n. 9, p. 1779-1786, 1992.

AHERN F.J.; ERDLE T. MACLEAN D. A. KNEPPECK I. D. A quantitative relationship between forest growth rates and Thematic Mapper reflectance measurements. **International Journal of Remote Sensing**, v. 12, n. 3, p. 387-400, 1991.

BAULIES X.; PONS X. Approach to forestry inventory and mapping by means of multi-spectral airborne data. **International Journal of Remote Sensing**, v. 16, n. 1, p. 61-80, 1995

BROCKHAUS J. A.; KHORRAM S. A Comparison of SPOT and Landsat-TM data for use in conducting inventories of forest resources. **International Journal of Remote Sensing**, v. 13, n. 16, p. 3035-3043, 1992.

CABRERA, A. **Regiones fitogeográficas Argentinas**, Enciclopedia Argentina de Agricultura y Jardinería. Fascículo1. Tomo1. (1976)

C.A.R.T.A. **Relevamiento edafológico para la Provincia de Misiones**. 1962

CHAVEZ, P.; BOWELL, A. Comparison of the Spectral Information Content of Landsat Thematic Mapper and SPOT for three Different Sites in the Phoenix, Arizona Region. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, v. 54, n 12, p. 1699-1708, Dec. 1988.

CHEN, S. **Informações espectrais e texturais de vegetação da região amazônica a partir de dados do sensor TM do satélite Landsat**. São Paulo, 1996. Tese de Doutorado, Departamento de Geografia - FFLCH - USP

CHUVIECO, E. **Fundamentos de Teledetección espacial**. Madrid: Ediciones Rialp. S. A, 1990. 450p

____. Tratamiento digital de imágenes: Generación de información temática. In: **Fundamentos de Teledetección espacial**. 3. Ed. Madrid: Ediciones Rialp. S. A, 1996. (reimpresión con corrección de erratas en el año 2000)

COHEN, W. B. ; SPIES T. A. Estimating Structural Attributes of Douglas – Fir/ Western Hemlock Forest Stands from Landsat and SPOT Imagery. **Remote Sensing of Environment**, 41, p. 1-17, 1992.

COLWELL, John E. Vegetation reflectance. **Remote Sensing of Environment**, 3, p. 175 – 183, 1974.

CONGALTON, R. G. A Review of Assessing the Accuracy of Classifications of Remotely Sensed Data. **Remote Sensing of Environment**, 37, p. 35-46, 1991.

COOK, E.; IVERSON, L.R.; GRAHAM, R. Estimating Forest Productivity with Thematic Mapper and Biogeographical Data. **Remote Sensing of Environment**, 28, p. 131-141, 1989.

CURRAN, P.J.; HAY, A. M. The Importance of Measurement Error for Certain Procedures in Remote Sensing at Optical Wavelengths. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, v. 52, n 2, p. 229-24, Feb. 1986.

DANSON, F. M. Preliminary evaluation of the relationships between SPOT-1 HRV data and forest stand parameters. **International Journal of Remote Sensing**, v. 8, n. 10, p. 1571-1575, 1987.

DANSON, F.M; CURRAN, P. J. Factors Affecting the Remotely Sensed Response of coniferous Forest Plantations. **Remote Sensing of Environment**, 43, p. 55-65, 1993.

DESCHAMPS, J.; OCHOA, M. Estudio sobre las comunidades postclimáticas de Misiones, in: IV Jornadas Técnicas: Bosques nativos degradados. **Anais**. p.36-45, 1987.

De WULF, R.; GOOSSENS, R.; DE ROOVER B. P. ; BORRY F. Extraction of forest stand parameters from panchromatic and multispectral SPOT-1 data. **International Journal of Remote Sensing**, v. 11, n. 9, p.1571-1588, 1990.

FONSECA, L. M.; LOPES, E. S.; YAMAGUCHI, F. Y.; VINHAS, L. **Curso de Treinamento: Processamento Digital de Imagens**. São José dos Campos: INPE, 2000

FOODY, G.; CAMPBELL, N.; TRODD, N.; WOOD, T. Derivation and Applications of Probabilistic Measures of Class Membership from the Maximum-likelihood Classification. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, v. 58, n 9, p. 1335-1341, Sep. 1992.

FOODY, G. On the Compensation for Chance Agreement in Image Classification Accuracy Assessment. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, v. 58, n 10, p. 1459-1460, October 1992.

FRANKLIN, J. Thematic mapper analysis of coniferous forest structure and composition. **International Journal of Remote Sensing**, v. 7, n. 10, p. 1287-1301, 1986.

FRANKLIN, S. F.; PEDLE, D. R. Spectral texture for improved class discrimination in complex terrain. **International Journal of Remote Sensing**, v. 10, n. 8, p. 1437-1443, 1989.

_____. Classification of SPOT HRV imagery and texture features. **International Journal of Remote Sensing**, v. 11, n. 3, p. 551-556, 1990.

FRANKLIN, S. E. ; McDERMID, G. J. Empirical relations between digital SPOT HRV and CASI spectral response and lodgepole pine (*Pinus contorta*) forest stand parameters. **International Journal of Remote Sensing**, v.14, p.2331-2348, 1993.

FRANKLIN, S. E.; HALL, R. J.; MOSKAL, L. M.; MAUDIE, A. J.; LAVIGNE, M. B. Incorporating texture into classification of forest species composition from airborne multispectral images. **International Journal of Remote Sensing**, v. 21, n. 1, p. 61-79, 2000.

GEMMEL, F. M. Effects of Forest Cover, Terrain, and Scale on Timber Volume Estimation with Thematic Mapper Data in a Rocky Mountain Site. **Remote Sensing of Environment**, 51, p. 291-305, 1995.

HALL F. G.; STREBEL D. E.; NICKESON J. E.; GOETZ S. J. Radiometric Rectification: Toward a Common Radiometric response Among Multidate, Multisensor Images. **Remote Sensing of Environment**, v. 35, p. 11-27, 1991.

HARALICK, R. M.; SHANMUGAN K. S. Combined Spectral and Spatial Processing of ERTS Imagery Data. **Remote Sensing of Environment**, 3, p. 3-13, 1974.

HE D. C.; WANG L. Texture Unit, Texture Spectrum, and Texture Analysis. **Transactions on Geoscience and remote Sensing**, v. 28, n. 4, 509-512, 1990.

HORLER D. N. H.; AHERN F. J. Forestry information content of thematic Mapper data. **International Journal of Remote Sensing**, v. 7, n. 3, p. 405-428, 1986.

JENSEN, J. R. **Introductory Digital Image Processing: A remote sensing perspective**. 2 ed. New Jersey: Prentice-Hall, 1996.

JOHNSTON, J.; WEIGEL, D. R.; RANDOLPH, J. C. Satellite Remote Sensing: An inexpensive Tool for Pine Plantation Management. **Journal of Forestry**, v.95, n.6, p. 16-20, Jun. 1997.

KARATHANASSI, V.; IOSSIFIDIS, C.; ROKOS, D. A texture-based classification method for classifying areas according to their density. **International Journal of Remote Sensing**, v. 21, n. 9, p. 1807-1823, 2000

KAZMIERCZAK, L.; SHIMABUKURO, Y. Metodologia para obtenção de dados florestais a partir de dados TM-Landsat. In: VII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto. **Anais**. 1993. v.2, p. 120- 125.

KOUKOULAS, S.; BLACKBURN, G. Introducing New indices for Accuracy Evaluation of Classified Images Representing Semi-Natural Woodland Environments. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, v. 67, n 4, p. 499-510, April. 2001.

KUSHWAHA, S. P.; KUNTZ S.; OESTEN G. Applications of image texture in forest classification. **International Journal of Remote Sensing**, v. 15, n. 11, p. 2273-2284, 1994.

LATTY, R. S.; NELSON, R.; MARKHAM, D. et al. Performance Comparisons between Information Extraction Techniques Using variable Spatial resolution Data. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, v. 51, n 9, p. 1459-1470, Sep. 1985.

LILLESAND, T. M.; KEIFER, R.W. **Remote sensing and image interpretation**. New York: John Wiley & Sons, Inc., 1994.

MADHOK, V.; LANDGREBE, D. **Spectral-Spatial Analysis of remote Sensing Data: An image Model and a Procedural Design**. Indiana, 1999. Tese de doutorado - School of Electrical and Computer Engineering Purdue University.

MARCEAU, D. J.; HOWARTH, P. J.; DUBOIS, J. M.; GRATTON, D. J. Evaluation of the Grey-Level Co-Occurrence Matrix Method For Land-Cover Classification Using SPOT Imagery. **Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 28, n. 4, 513-519, July 1990.

MARCELHAS e SOUZA, I.; SHIMABUKURO, Y. E.; DUARTE, V. Caracterização de áreas em processo de sucessão secundária (rebrotas), na região amazônica. In: IX Simposio Latinoamericano de Percepción remota. **Anais**. Puerto Iguazú: SELPER, 2000. p.288-293.

MARGALOT, J. E. **Geografía de Misiones**. Buenos Aires. 238 p.

MATOS, F. **Identificação de estratos de reflorestamentos através de imagens orbitais do Landsat-5**. Curitiba, 1993. Dissertação, Mestrado em Ciências Florestais, Setor de Ciências Agrárias, Universidade Federal de Paraná.

MAUSEL, P. W.; KRAMBER, W. J.; LEE, J. K. Optimum Band Selection for Supervised classification of Multispectral Data. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, v. 56, n 1, p. 55-60, Jan. 1990.

National Aeronautics and Space Administration (NASA). LANDSAT 7. [On line] <<http://itpwww.gsfc.nasa.gov/IAS/handbook>

OLIVEIRA, Y. M.; DAWSON, T.; BURLEY, J.; PACKER, M. The Relationship between Landsat Reflectance and Structural Variables for a Brazilian Pine Plantation. In: IX Simposio Latinoamericano de Percepción remota. **Anais**. Puerto Iguazú: SELPER, 2000. p. 434-443.

OLSSON, H. Changes in Satellite-Measured Reflectances Caused by Thinning Cuttings in Boreal Forest. **Remote Sensing of Environment**, 50, p. 221-230, 1994.

PARANHOS, F. A.; FIORI, A. P, DISPERATI, L. et al. Analise multitemporal da variação do uso dos solos para a bacia do rio Taquarizinho (Mato Grosso do Sul,

Brasil) através de Sensoriamento Remoto e SIG. In: IX Simposio Latinoamericano de Percepção remota. **Anais**. Puerto Iguazú: SELPER, 2000. p. 1431-1439.

PEDLEY, M. I.; CURRAN, P. J. Per-field classification: an example using SPOT HRV imagery. **International Journal of Remote Sensing**, v. 12, n. 11, p. 2181-2192, 1991.

PHUR, C. B.; DONOGUE, D. M. Remote sensing of upland conifer plantation using Landsat TM data: a case study from Galloway, south-West Scotland. **International Journal Remote Sensing**, v. 21, n. 4 , p. 633-646, 2000.

PRODAN M.; PETERS R.; COX F.; REAL P. **SERIE INVESTIGACIÓN Y EDUCACIÓN EN DESARROLLO SOSTENIBLE**. Mensura Forestal. San José: IICA / GTZ, 1997. 586 p

PUIG, J.; LECLERC, G.; EVA H. Metodología para análisis temporal de áreas con procesos de deforestación. Estudio de casos en América Latina con el proyecto TREES. In: IX Simposio Latinoamericano de Percepção remota. **Anais**. Puerto Iguazú: SELPER, 2000. p. 395-405.

RENNÓ, C. D.; SOARES, J. V.; FORMAGIO, A. R. et al. Avaliação de medidas texturais na discriminação de classes de uso utilizando imagens SAR. **SELPER**, v. 13, n. 12, p. 12- 18, 1997.

RIPPLE, W. J.; WANG, S.; ISAACSON D. L.; PAINE D. P. A preliminary comparison of Landsat Thematic Mapper and SPOT-1 HRV multispectral data for estimating coniferous forest volume. **International Journal Remote Sensing**, v. 12, n. 9, p. 1971-1977, 1991.

ROSENFELD G. H.; FITZPATRICK-LINS, K. A coeficient of Agreement as Measure of Thematic Classification Accuracy. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, v. 52, n 2, p. 223-227, Feb.1986.

SAN MIGUEL- AYANZ, J.; BIGING, G. S. Comparison of Single-Stage and Multi-Stage Classification Approaches for Cover Type Mapping with TM and SPOT Data. **Remote Sensing of Environment**, v. 52, p. 92-104, 1997.

SCHNEIDER, R. P. **Analise de regressão aplicada à Engenharia Florestal**. Santa Maria: UFSM, CEPEF, 1997. 217p

SCHOTT, J. R. **Remote Sensing**. The Image Chain Approach. New York: Oxford University Press Inc, 1997.

SHIMABUKURO, Y. E.; HERNADEZ FILHO, P.; LEE, D. C. Análise de dados do TM/Landsat para levantamento de reflorestamento. In: Simposio Latino- Americano de Sensoriamento remoto, 4., Reunión Plenaria SELPER, 9., Conferencia SELPER sobre AVHRR; 1., Bariloche, Argentina, 20 -24 nov. 1989. **Anais**. Bariloche, SELPER, 1989. t. 1, p. 261-271.

SOUZA, C. L. de; PONZONI, F. Avaliação de índices de vegetação e de bandas TM/Landsat para estimativa de volume de madeira em floresta implantada de Pinus spp. In: **Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto**, 9. São José dos Campos, INPE, 1998.

SPANNER M. A ; PIERCE L. L.;PETERSON D. L.; RUNNING S. W. Remote sensing of temperate coniferous forest leaf index. The influence of canopy closure, understory vegetation and background reflectance. **International Journal of Remote Sensing**, v. 11, n. 1, p. 95-111, 1990.

SRIVASTAVA , V. K.; RAI, A. M.; DIXI, R. K.; OZA M.P.; NARAYANA A. Prepararion of volume table of SAL (Shorea robusta) – an approach using satellite data. **International Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 1, p. 214-221, 1999.

TEILLET P. M.; STAENZ K.; WILLIAMS D. Effects of Spectral, Spatial, and Radiometric Characteristics on Remote Sensing Vegetation Indices for Forested regions. **Remote Sensing of Environment**, v. 61, p. 139-149, 1997.

TREITZ, P.; HOWARTH, P. Integrating Spectral, Spatial, and Terrain Variables for Forest Ecosystem Classification. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, v. 66, n 3, p. 305-317, 2000.

TROTTER , C. M. ; DYMOND J. R.; GOULDING C. J. Estimation of timber volume in a coniferous plantation forest using Landsat TM. **International Journal of Remote Sensing**, v. 18, n. 10, p. 2209-2223, 1997.

TUCKER, C. J. Red and Photographic Infrared linear Combinations for monitoring Vegetation. **Remote Sensing of Environment**, 8, p. 127-150, 1979.

WALSH J. S. Coniferous Trees Species Mapping Using LANDSAT Data. **Remote Sensing of Environment**, 9, p. 11-26, 1980.

WAYMAN, J. P.; WYNNE, R.H.; SCRIVANI, J. A.; REAMS. G. A. Landsat TM-based Forest Area Estimation Using Iterative Guided Spectral Class Rejection. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, v. 67, n 10, p. 1155-1166, October 2001.

WELCH, R. M. ; KUO, K. S.; SENGUPTA, S. K. Cloud and Surface Textural Feature in Polar Regions. **Transactions on Geoscience and remote Sensing**, v. 28, n. 4, 520-528, 1990.

ANEXO 1 - MATRIZES DE CONFUSÃO DAS CLASSIFICAÇÕES TESTADAS

TABELA 1 - MATRIZ DE CONFUSÃO DA CLASSIFICAÇÃO ESP1*

Desempenho global = 46,17 % Coeficiente Kappa = 0,20					
Classe	Referência				
Mapa	1	2	3	4	Total
1 (< 205 m ³)	165	730	120	33	1048
2 (205-300 m ³)	313	1329	461	17	2120
3 (300 -400 m ³)	78	1029	2228	159	3494
4 (>400 m ³)	25	355	1139	102	1621
Total	581	3443	3948	311	8283

*Todas as bandas espectrais (resolução 30 m)

TABELA 2 - MATRIZ DE CONFUSÃO DA CLASSIFICAÇÃO ESP2*

Desempenho global = 46,82 % Coeficiente Kappa = 0,22					
Classe	Referência				
Mapa	1	2	3	4	Total
1 (< 205 m ³)	175	765	135	33	1108
2 (205-300 m ³)	339	1499	535	15	2388
3 (300 -400 m ³)	39	865	2108	167	3179
4 (>400 m ³)	28	314	1170	96	1608
Total	581	3443	3948	311	8283

Bandas 1, 4, 5 (resolução 30 m)

TABELA 3 - MATRIZ DE CONFUSÃO DA CLASSIFICAÇÃO ESP3*

Desempenho global = 45,91 % Coeficiente Kappa = 0,21					
Classe	Referência				
Mapa	1	2	3	4	Total
1 (< 205 m ³)	165	736	122	34	1057
2 (205-300 m ³)	325	1379	497	17	2218
3 (300 -400 m ³)	65	941	2146	147	3299
4 (>400 m ³)	26	387	1183	113	1709
Total	581	3443	3948	311	8283

*Bandas 2, 3, 4, 5 (resolução 30 m)

TABELA 4 - MATRIZ DE CONFUSÃO DA CLASSIFICAÇÃO ESP4*

Desempenho global = 45,54 % Coeficiente Kappa = 0,20					
Classe	Referência				
Mapa	1	2	3	4	Total
1 (< 205 m ³)	166	750	121	34	1071
2 (205-300 m ³)	319	1342	492	18	2171
3 (300 -400 m ³)	71	983	2152	147	3353
4 (>400 m ³)	25	368	1183	112	1688
Total	581	3443	3948	311	8283

*Bandas 1, 2, 3, 4, 5 (resolução 30 m)

TABELA 5 - MATRIZ DE CONFUSÃO DA CLASSIFICAÇÃO TEX1*

Desempenho global = 35,50 % Coeficiente Kappa = 0,09					
Classe	Referência				
Mapa	1	2	3	4	Total
1 (< 205 m ³)	327	2127	1329	155	3938
2 (205-300 m ³)	1241	7012	4323	259	12835
3 (300 -400 m ³)	473	3199	3675	108	7455
4 (>400 m ³)	252	1473	6299	671	8695
Total	2293	13811	15626	1193	32923

*Todas as bandas de textura a partir da PAN(resolução 15 m)

TABELA 6 - MATRIZ DE CONFUSÃO DA CLASSIFICAÇÃO ESPTX1*

Desempenho global = 44,16, % Coeficiente Kappa = 0,20					
Classe	Referência				
Mapa	1	2	3	4	Total
1 (< 205 m ³)	305	1542	172	61	2080
2 (205-300 m ³)	1462	8055	3297	224	13038
3 (300 -400 m ³)	321	2564	5512	242	8639
4 (>400 m ³)	205	1650	6645	666	9166
Total	2293	13811	15626	1193	32923

*Todas as bandas espectrais e de textura da PAN (resolução 15 m)

TABELA 7 - MATRIZ DE CONFUSÃO DA CLASSIFICAÇÃO ESPTX2*

Desempenho global = 36,67, % Coeficiente Kappa = 0,11					
Classe	Referência				
Mapa	1	2	3	4	Total
1 (< 205 m ³)	709	3490	1472	109	5780
2 (205-300 m ³)	1249	5259	3128	134	9770
3 (300 -400 m ³)	278	3786	5532	376	9972
4 (>400 m ³)	57	1276	5494	574	7401
Total	2293	13811	15626	1193	32923

*Banda 4, Variância e Entropia da PAN (resolução 15 m)

TABELA 8 - MATRIZ DE CONFUSÃO DA CLASSIFICAÇÃO ESPTX3*

Desempenho global = 27,13 % Coeficiente Kappa = 0,08					
Classe	Referência				
Mapa	1	2	3	4	Total
1 (< 205 m ³)	326	2835	270	55	3486
2 (205-300 m ³)	1106	5657	2430	197	9390
3 (300 -400 m ³)	73	1917	2095	86	4171
4 (>400 m ³)	788	3402	10831	855	15876
Total	2293	13811	15626	1193	32923

*Banda 3, Média, Variância e Correlação da PAN (resolução 15 m)

TABELA 9 - MATRIZ DE CONFUSÃO DA CLASSIFICAÇÃO ESPTX4*

Desempenho global = 26,81 % Coeficiente Kappa = 0,08					
Classe	Referência				
Mapa	1	2	3	4	Total
1 (< 205 m ³)	1050	4077	969	46	6142
2 (205-300 m ³)	917	4559	2963	180	8619
3 (300 -400 m ³)	41	2244	2408	158	4851
4 (>400 m ³)	285	2931	9286	809	13311
Total	2293	13811	15626	1193	32923

*Banda 4, Média , Variância, Entropia e Correlação da PAN (resolução 15 m)

TABELA 10 - MATRIZ DE CONFUSÃO DA CLASSIFICAÇÃO ESPTX5*

Desempenho global = 28,43 % Coeficiente Kappa = 0,07					
Classe	Referência				
Mapa	1	2	3	4	Total
1 (< 205 m ³)	384	3661	911	111	5067
2 (205-300 m ³)	1456	5014	2791	162	9423
3 (300 -400 m ³)	213	2603	3111	70	5997
4 (>400 m ³)	240	2533	8813	850	12436
Total	2293	13811	15626	1193	32923

*Banda 4, Média, Variância, Dissimilaridade, Entropia e Correlação da PAN (resolução 15 m)

TABELA 11 - MATRIZ DE CONFUSÃO DA CLASSIFICAÇÃO ESPTX6*

Desempenho global = 46,97 % Coeficiente Kappa = 0,21					
Classe	Referência				
Mapa	1	2	3	4	Total
1 (< 205 m ³)	637	3107	473	100	4317
2 (205-300 m ³)	1401	5459	1884	107	8851
3 (300 -400 m ³)	155	4146	9105	723	14129
4 (>400 m ³)	100	1099	4164	263	5626
Total	2293	13811	15626	1193	32923

*Bandas 1, 4, 5 e Correlação da PAN (resolução 15 m)

TABELA 12 - MATRIZ DE CONFUSÃO DA CLASSIFICAÇÃO ESPTX7*

Desempenho global = 45,28 % Coeficiente Kappa = 0,19					
Classe	Referência				
Mapa	1	2	3	4	Total
1 (< 205 m ³)	803	3209	558	93	4663
2 (205-300 m ³)	1083	5249	1744	109	8185
3 (300 -400 m ³)	277	4156	8649	784	13866
4 (>400 m ³)	130	1197	4675	207	6209
Total	2293	13811	15626	1193	32923

*Bandas 1, 4,5 e Entropia da PAN (resolução 15 m)

TABELA 13 - MATRIZ DE CONFUSÃO DA CLASSIFICAÇÃO ESPTX8*

Desempenho global = 45,92 % Coeficiente Kappa = 0,20					
Classe	Referência				
Mapa	1	2	3	4	Total
1 (< 205 m ³)	1003	3399	599	98	5099
2 (205-300 m ³)	848	5003	1744	80	7675
3 (300 -400 m ³)	295	4223	8936	840	14294
4 (>400 m ³)	147	1186	4347	175	5855
Total	2293	13811	15626	1193	32923

*Bandas 1, 4,5 e MAS da PAN (resolução 15 m)

TABELA 14 - MATRIZ DE CONFUSÃO DA CLASSIFICAÇÃO ESPTX1F*

Desempenho global = 36,00 % Coeficiente Kappa = 0,14					
Classe	Referência				
Mapa	1	2	3	4	Total
1 (< 205 m ³)	181	528	199	19	927
2 (205-300 m ³)	216	1436	283	81	2016
3 (300 -400 m ³)	82	796	1267	113	2258
4 (>400 m ³)	102	683	2199	98	3082
Total	581	3443	3948	311	8283

*Todas as bandas espectrais e de textura da "falsa PAN" (resolução 30 m)

TABELA 15 - MATRIZ DE CONFUSÃO DA CLASSIFICAÇÃO SPTX3F*

Desempenho global = 37,88 % Coeficiente Kappa = 0,17					
Classe	Referência				
Mapa	1	2	3	4	Total
1 (< 205 m ³)	237	989	369	20	1615
2 (205-300 m ³)	30	1009	188	32	1259
3 (300 -400 m ³)	151	838	1697	64	2750
4 (>400 m ³)	163	607	1694	195	2659
Total	581	3443	3948	311	8283

*Banda 3, Média, Variância e Correlação da "falsa PAN" (resolução 30 m)

TABELA 16 - MATRIZ DE CONFUSÃO DA CLASSIFICAÇÃO ESPTX4F*

Desempenho global = 25,67 % Coeficiente Kappa = 0,11					
Classe	Referência				
Mapa	1	2	3	4	Total
1 (< 205 m ³)	309	1062	719	69	2159
2 (205-300 m ³)	42	999	210	19	1270
3 (300 -400 m ³)	60	518	607	12	1197
4 (>400 m ³)	170	864	2412	211	3657
Total	581	3443	3948	311	8283

*Bandas 4, Média, Variância; Entropia e Correlação da "falsa PAN" (resolução 30 m)

TABELA 17 - MATRIZ DE CONFUSÃO DA CLASSIFICAÇÃO ESPTX6F*

Desempenho global = 46,36 % Coeficiente Kappa = 0,21					
Classe	Referência				
Mapa	1	2	3	4	Total
1 (< 205 m ³)	188	764	128	31	1111
2 (205-300 m ³)	326	1458	612	16	2412
3 (300 -400 m ³)	42	933	2058	128	3161
4 (>400 m ³)	25	288	1150	136	1599
Total	581	3443	3948	311	8283

*Bandas 1, 4, 5 e Correlação da "falsa PAN" (resolução 30 m)

TABELA 18 - MATRIZ DE CONFUSÃO DA CLASSIFICAÇÃO ESPTX11R*

Desempenho global = 44,78 % Coeficiente Kappa = 0,18					
Classe	Referência				
Mapa	1	2	3	4	Total
1 (< 205 m ³)	117	539	125	17	798
2 (205-300 m ³)	290	1859	1109	95	3353
3 (300 -400 m ³)	106	598	1671	137	2512
4 (>400 m ³)	68	447	1043	62	1620
Total	581	3443	3948	311	8283

*Todas as bandas espectrais e de textura da banda ETM4 (resolução 30 m)

TABELA 19 - MATRIZ DE CONFUSÃO DA CLASSIFICAÇÃO ESPTX31R*

Desempenho global = 40,82 % Coeficiente Kappa = 0,16					
Classe	Referência				
Mapa	1	2	3	4	Total
1 (< 205 m ³)	52	573	118	15	758
2 (205-300 m ³)	396	1753	725	63	2937
3 (300 -400 m ³)	62	657	1433	90	2242
4 (>400 m ³)	71	460	1672	143	2346
Total	581	3443	3948	311	8283

*Banda 3, Média, Variância e Correlação da banda ETM4 (resolução 30 m)

TABELA 20 - MATRIZ DE CONFUSÃO DA CLASSIFICAÇÃO ESPTX41R*

Desempenho global = 35,65 % Coeficiente Kappa = 0,10					
Classe	Referência				
Mapa	1	2	3	4	Total
1 (< 205 m ³)	123	1144	158	11	1436
2 (205-300 m ³)	352	1299	1049	69	2769
3 (300 -400 m ³)	48	664	1391	91	2194
4 (>400 m ³)	58	336	1350	140	1884
Total	581	3443	3948	311	8283

*Bandas 4, Média, Variância; Entropia e Correlação da banda ETM4 (resolução 30 m)

TABELA 21 - MATRIZ DE CONFUSÃO DA CLASSIFICAÇÃO ESPTX6IR*

Desempenho global = 47,57 % Coeficiente Kappa = 0,					
Classe	Referência				
Mapa	1	2	3	4	Total
1 (< 205 m ³)	162	706	204	33	1105
2 (205-300 m ³)	342	1703	655	27	2727
3 (300 -400 m ³)	39	645	1987	163	2834
4 (>400 m ³)	38	389	1102	88	1617
Total	581	3443	3948	311	8283

*Banda 3, Média, Variância e Correlação da banda ETM4 (resolução 30 m)

TABELA 22 - MATRIZ DE CONFUSÃO DA CLASSIFICAÇÃO ESPA*

Desempenho global = 74,02 % Coeficiente Kappa = 0,48			
Classe	Referência		
Mapa	A	B	Total
A (< 300 m ³)	2496	624	3120
B (> 300 m ³)	1528	3635	5163
Total	4024	4259	8283

* Todas as bandas espectrais (resolução 30 m)

TABELA 23 - MATRIZ DE CONFUSÃO DA CLASSIFICAÇÃO ESPB*

Desempenho global = 74,07 % Coeficiente Kappa = 0,48			
Classe	Referência		
Mapa	A	B	Total
A (< 300 m ³)	2500	624	3124
B (> 300 m ³)	1524	3635	5159
Total	4024	4259	8283

* Bandas 3, 4, 5 (resolução 30 m)

TABELA 24 - MATRIZ DE CONFUSÃO DA CLASSIFICAÇÃO ESPC*

Desempenho global = 73,85 % Coeficiente Kappa = 0,47			
Classe	Referência		
Mapa	A	B	Total
A (< 300 m ³)	2472	614	3086
B (> 300 m ³)	1552	3645	5197
Total	4024	4259	8283

* Bandas 3, 4, 5,7 (resolução 30 m)

TABELA 25 - MATRIZ DE CONFUSÃO DA CLASSIFICAÇÃO ESPD*

Desempenho global = 73,86 % Coeficiente Kappa = 0,47			
Classe	Referência		
Mapa	A	B	Total
A (< 300 m ³)	2466	607	3073
B (> 300 m ³)	1558	3652	5210
Total	4024	4259	8283

Bandas 1, 3, 4, 5, 7 (resolução 30 m)

TABELA 26 - MATRIZ DE CONFUSÃO DA CLASSIFICAÇÃO TEX2*

Desempenho global = 65,09 % Coeficiente Kappa = 0,30			
Classe	Referência		
Mapa	A	B	Total
A (< 300 m ³)	11761	7149	18910
B (> 300 m ³)	4343	9670	14013
Total	16104	16819	32923

*Todas as bandas de textura a partir da PAN (resolução 15 m)

TABELA 27 - MATRIZ DE CONFUSÃO DA CLASSIFICAÇÃO ESPTXA*

Desempenho global = 74,90 % Coeficiente Kappa = 0,50			
Classe	Referência		
Mapa	A	B	Total
A (< 300 m ³)	11944	4104	16048
B (> 300 m ³)	4160	12715	16875
Total	16104	16819	32923

*Todas as bandas espectrais e de textura da PAN (resolução 15 m)

TABELA 28 - MATRIZ DE CONFUSÃO DA CLASSIFICAÇÃO ESPTXB*

Desempenho global = 61,28 % Coeficiente Kappa = 0,22			
Classe	Referência		
Mapa	A	B	Total
A (< 300 m ³)	5219	1862	7081
B (> 300 m ³)	10885	14957	25842
Total	16104	16819	32923

*Banda 3, Entropia e MAS da PAN (resolução 15 m)

TABELA 29 - MATRIZ DE CONFUSÃO DA CLASSIFICAÇÃO ESPTXC*

Desempenho global = 63,46 % Coeficiente Kappa = 0,26			
Classe	Referência		
Mapa	A	B	Total
A (< 300 m ³)	9349	1786	11135
B (> 300 m ³)	6755	15033	21788
Total	16104	16819	32923

*Banda 3, Média, Entropia e MAS, da PAN (resolução 15 m)

TABELA 30 - MATRIZ DE CONFUSÃO DA CLASSIFICAÇÃO ESPTXD*

Desempenho global = 66,26 % Coeficiente Kappa = 0,33			
Classe	Referência		
Mapa	A	B	Total
A (< 300 m ³)	10957	5960	16917
B (> 300 m ³)	5147	10859	16006
Total	16104	16819	32923

*Banda 3, Variância, Entropia MAS e Correlação da PAN (resolução 15 m)

TABELA 31 - MATRIZ DE CONFUSÃO DA CLASSIFICAÇÃO ESPTXE*

Desempenho global = 73,76 % Coeficiente Kappa = 0,47			
Classe	Referência		
Mapa	A	B	Total
A (< 300 m ³)	10965	3501	14466
B (> 300 m ³)	5139	13318	18457
Total	16104	16819	32923

*Banda 3, Média, Variância, Entropia, MAS e Correlação da PAN (resolução 15 m)

TABELA 32 - MATRIZ DE CONFUSÃO DA CLASSIFICAÇÃO ESPTXF*

Desempenho global = 74,47 % Coeficiente Kappa = 0,49			
Classe	Referência		
Mapa	A	B	Total
A (< 300 m ³)	9728	2029	11757
B (> 300 m ³)	6376	14790	21166
Total	16104	16819	32923

*Bandas 3, 4, 5 e Correlação da PAN (resolução 15 m)

TABELA 33 - MATRIZ DE CONFUSÃO DA CLASSIFICAÇÃO **ESPTXG***

Desempenho global = 73,11 % Coeficiente Kappa = 0,46			
Classe	Referência		
Mapa	A	B	Total
A (< 300 m ³)	9140	1888	11028
B (> 300 m ³)	6964	14931	21895
Total	16104	16819	32923

*Bandas 3, 4,5 e Entropia da PAN (resolução 15 m)

TABELA 34 - MATRIZ DE CONFUSÃO DA CLASSIFICAÇÃO **ESPTXH***

Desempenho global = 73,91 % Coeficiente Kappa = 0,47			
Classe	Referência		
Mapa	A	B	Total
A (< 300 m ³)	9646	2133	11779
B (> 300 m ³)	6458	14686	21144
Total	16104	16819	32923

*Bandas 3, 4, 5 e MAS da PAN (resolução 15 m)

TABELA 35 - MATRIZ DE CONFUSÃO DA CLASSIFICAÇÃO **ESPTXAF***

Desempenho global = 74,22 % Coeficiente Kappa = 0,48			
Classe	Referência		
Mapa	A	B	Total
A (< 300 m ³)	2484	595	3079
B (> 300 m ³)	1540	3664	5204
Total	4024	4259	8283

*Todas as bandas espectrais e de textura da “falsa PAN” (resolução 30 m)

TABELA 36 - MATRIZ DE CONFUSÃO DA CLASSIFICAÇÃO **ESPTXCF***

Desempenho global = 70,17 % Coeficiente Kappa = 0,40			
Classe	Referência		
Mapa	A	B	Total
A (< 300 m ³)	2086	533	2619
B (> 300 m ³)	1938	3726	5664
Total	4024	4259	8283

*Banda 3, Média, Entropia e MAS, da “falsa PAN” (resolução 30 m)

TABELA 37 - MATRIZ DE CONFUSÃO DA CLASSIFICAÇÃO **ESPTXAIR***

Desempenho global = 70,00 % Coeficiente Kappa = 0,40			
Classe	Referência		
Mapa	A	B	Total
A (< 300 m ³)	2739	1200	3939
B (> 300 m ³)	1285	3059	4344
Total	4024	4259	8283

*Todas as bandas espectrais e banda ETM4 (resolução 30 m)

TABELA 38 - MATRIZ DE CONFUSÃO DA CLASSIFICAÇÃO **ESPTXCIR***

Desempenho global = 76,96 % Coeficiente Kappa = 0,54			
Classe	Referência		
Mapa	A	B	Total
A (< 300 m ³)	2500	384	2884
B (> 300 m ³)	1524	3875	5399
Total	4024	4259	8283

*Todas as bandas espectrais e banda ETM4 (resolução 30 m)

ANEXO 2 - CARACTERÍSTICAS DENDROMÉTRICAS DOS TALHÕES

CARACTERÍSTICAS DENDROMÉTRICAS DOS TALHÕES

Talhão	Densidade (árvores/ha)	G (m ²)	DAP médio (cm)	Altura média (m)	Volume s/c (m ³)
1	406,00	37,40	34,20	29,30	451,80
2	215,00	23,70	37,30	29,20	282,60
3	450,00	38,90	33,20	28,00	445,70
4	314,00	30,90	35,40	29,70	375,60
5	314,00	30,90	35,40	29,70	375,60
6	323,00	31,80	35,40	26,50	330,10
7	358,00	32,20	33,80	26,20	332,90
8	464,00	38,20	32,40	25,40	377,50
9	547,00	41,10	30,90	28,40	486,90
10	229,00	22,70	35,00	28,30	257,80
11	212,00	22,70	37,00	28,60	257,20
12	305,00	24,70	33,40	22,20	217,26
13	305,00	24,70	33,40	22,20	217,26
14	212,00	25,10	39,80	29,30	271,62
15	333,00	30,00	33,90	26,50	313,90
17	366,00	35,90	35,30	29,20	424,70
18	304,00	30,10	35,50	27,50	328,80
20	304,00	30,10	35,50	27,50	328,80
21	388,00	37,80	35,20	28,70	437,50
22	388,00	37,80	35,20	28,70	437,50
23	307,00	31,20	36,50	28,10	356,50
24	250,00	27,70	37,60	26,00	282,20
25	333,00	30,00	33,90	26,50	313,90
26	158,00	19,10	39,20	28,90	218,60
27	283,00	21,20	39,20	28,50	352,30
28	161,00	18,20	37,90	26,80	205,20
29	283,00	21,20	37,40	28,50	352,30
30	283,00	21,20	37,40	28,50	352,30
31	161,00	18,20	37,90	26,80	205,20
32	283,00	21,20	37,40	28,50	352,30
33	325,00	31,30	36,10	22,80	269,10
34	161,00	18,20	37,90	26,80	205,20
35	280,00	32,70	38,60	28,70	373,20
37	209,00	23,10	38,80	29,60	247,10
40	209,00	23,10	38,80	29,60	247,10
44	222,00	23,80	39,40	24,60	177,84
45	275,00	26,80	35,20	28,10	299,60
46	275,00	26,80	35,20	28,10	299,60
47	263,00	27,50	37,70	30,50	294,30
48	263,00	27,50	37,70	30,50	294,30
49	263,00	27,50	37,70	30,50	294,30
50	263,00	27,50	37,70	30,50	294,30
51	461,00	41,90	34,00	29,80	514,40
52	119,00	12,00	35,80	26,50	124,30
53	450,00	38,90	33,20	28,00	445,70
55	283,00	33,90	39,00	27,20	356,50
56	283,00	33,90	39,00	27,20	356,50
57	490,00	37,70	31,10	26,10	396,90
58	490,00	37,70	31,10	26,10	396,90
59	247,00	27,10	37,40	27,60	294,30
60	247,00	27,10	37,40	27,60	294,30
61	247,00	27,10	37,40	27,60	294,30

Continua

Continuação

Talhão	Densidade (árv/ha)	G (m ²)	DAP médio (cm)	Altura média (m)	Volume s/c (m ³)
62	310,00	27,50	33,60	26,80	294,00
63	310,00	27,50	33,60	26,80	294,00
64	271,00	27,30	35,80	27,30	296,20
65	271,00	27,30	35,80	27,30	296,20
66	233,00	23,50	35,80	27,30	256,20
67	233,00	23,50	35,80	27,30	256,20
68	461,00	41,90	34,00	29,80	514,00
69	280,00	32,70	38,60	28,70	373,20
70	280,00	32,70	38,60	28,70	373,20
72	161,00	18,20	37,90	26,80	205,20
73	158,00	19,10	39,20	28,90	218,60
74	158,00	19,10	39,20	28,90	218,60
75	212,00	25,10	39,80	29,30	271,62
77	406,00	37,40	34,20	29,30	451,80
78	223,00	21,50	35,00	28,00	241,60
79	231,00	21,20	34,20	26,90	226,80